



**ON-LINE HANDWRITTEN LAO CHARACTERS RECOGNITION USING  
FLEXIBLE STRUCTURE FEATURE**



**A THESIS SUBMITTED IN PARTIAL FULFILLMENT  
OF THE REQUIREMENT FOR THE DEGREE OF  
MASTER OF ENGINEERING IN COMPUTER ENGINEERING  
SCHOOL OF GRADUATE STUDIES  
KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

**2003**

**ISBN 974-324-853-6**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



**COPYRIGHT 2003**

**SCHOOL OF GRADUATE STUDIES**

**KING MONGKUT'S INSTITUTE OF TECHNOLOGY LADKRABANG**

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หัวข้อวิทยานิพนธ์	การรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรลาวแบบออนไลน์โดยใช้ลักษณะเด่นทางโครงสร้างแบบซีกหุ่น
นักศึกษา	นายคำเฟ็ด บุญนะดี
รหัสประจำตัว	44612804
ปริญญา	วิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต
สาขาวิชา	วิศวกรรมคอมพิวเตอร์
พ.ศ.	2546
อาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์	รศ.ดร. บุญธิร์ เกรือตราฐ

### บทคัดย่อ

การรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์เป็นงานวิจัยที่มีการวิจัยทำกันอยู่มาก และทำกันอยู่หลายภาษาแต่ว่าการรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์สำหรับภาษาลาวแล้วยังเป็นสิ่งที่ค่อนข้างใหม่ในวิทยา นิพนธ์นี้จะเป็นการนำเสนอ การรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรลาวแบบออนไลน์โดยใช้ลักษณะเด่นทางโครงสร้างแบบซีกหุ่น ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรนั้นจะใช้รหัสลูกโซ่แบบ GCC (Generalize Chain Code) ในการเข้ารหัส รหัสลูกโซ่แบบ GCC นี้ได้นำเสนอเพื่อให้มีการเข้ารหัสข้อมูลที่น้อยสุดและสูญเสียข้อมูลน้อยที่สุด โดยในการเข้ารหัสจะเข้ารหัสตามข้อมูลจริงที่ได้จากการเขียนโดยไม่มีการทำการ Re-sampling ใหม่เพื่อให้ได้ระยะห่างของแต่ละจุดข้อมูลที่เท่ากันก่อนการเข้ารหัส สำหรับคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรแต่ละตัวนั้นจะถูกดึงออกมาบนพื้นฐานของการแบ่งเซ็กเมนต์ (segment) โดยใช้ทิศทางของการเขียนทวนเข็มนาฬิกาหรือตามเข็มนาฬิกาในการแบ่งเซ็กเมนต์ แล้วหาค่าสะสมของค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่แบบ GCC ค่าสะสมความยาวของตัวอักษรที่เขียนจากซ้ายไปขวา ขวามาซ้าย จากบนลงล่าง ล่างขึ้นบน และค่าความยาวของ (length) ในเซ็กเมนต์นั้นๆ ในการแยกตัวอักษรออกจากกัน จากคุณลักษณะต่างนั้นเราสามารถที่จะดึงเอาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรลาวออกมาได้ จากคุณลักษณะเด่นทั้งหมดที่ได้มาจากข้างต้นจะนำมาทำการรู้จำโดยใช้โครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) จากการทดลองจะเป็นการแสดงให้เห็นประสิทธิภาพในการดึงเอาคุณลักษณะเด่นและผลการรู้จำของตัวอักษรภาษาลาว

<b>Thesis Title</b>	ON-LINE HANDWRITTEN LAO CHARACTERS RECOGNITION USING FLEXIBLE STRUCTURE FEATURE
<b>Student</b>	Mr. Khampheth BOUNNADY
<b>Student ID.</b>	44612804
<b>Degree</b>	Master Degree
<b>Programme</b>	Computer Engineering
<b>Year</b>	2002
<b>Thesis Advisor</b>	Assoc. Prof. Dr. Boontee Kruatrachue

### ABSTRACT

Recognition of on-line handwriting has been a very active research and has been researched in many languages but is new for on-line Lao handwriting recognition. This thesis present On-line Handwritten Lao Character Recognition using Flexible Structure Feature. This feature using generalized chain code (GCC). GCC is proposed for lossless encoding of the variably-spaced handwritten data point produced naturally by an electronic writing tablet due to the fixed sampling rate and the variable writing speed. Feature for each character is extracted based on the segment having the change in direction in counter clockwise or clockwise, cumulative differential normalized GCC value, cumulative length of left to right, right to left, top to bottom and bottom to top and length in segment. From these we can extract feature of Lao characters. Each character feature is used to train neural networks for recognition. Experiment shows successful results for feature extraction of Lao characters and recognition rate.

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้ประสบความสำเร็จลุล่วงได้เป็นอย่างดี ด้วยคำแนะนำและคำปรึกษาจาก รศ.ดร. บุญธีร์ เกรือตราชู ซึ่งเป็นอาจารย์ผู้ควบคุมวิทยานิพนธ์ที่ได้ให้ความเอาใจใส่แนะนำให้คำปรึกษาและให้ความช่วยเหลือเสมอมา ผู้วิจัยรู้สึกซาบซึ้งในความอนุเคราะห์จากท่านและขอกราบขอบพระคุณเป็นอย่างสูง

ขอขอบคุณ AUN/SEED-Net ที่ให้การสนับสนุนทุนการศึกษาและการวิจัยเสมอมาทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงด้วยดี

ขอขอบคุณอาจารย์ทุกท่านและเพื่อนๆทุกคนที่ช่วยเหลือให้คำแนะนำต่างๆในการศึกษาและการทำวิจัยจนสำเร็จได้ด้วยดี

คำเฟ็ด บุญนะดี



# สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	I
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	II
กิตติกรรมประกาศ.....	III
สารบัญ.....	IV
สารบัญตาราง.....	VII
สารบัญภาพ.....	IX
<b>บทที่ 1 บทนำ.....</b>	<b>1</b>
1.1 ความสำคัญและความเป็นมาของปัญหา.....	1
1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา.....	3
1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย.....	3
1.4 ขอบเขตของการวิจัย.....	3
1.5 ขั้นตอนการศึกษา.....	4
1.6 ข้อจำกัดของการศึกษา.....	4
1.7 รายละเอียดเครื่องคอมพิวเตอร์ เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ทำการวิจัย.....	4
1.8 รายละเอียดในแต่ละบท.....	4
<b>บทที่ 2 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างๆที่ผ่านมา.....</b>	<b>5</b>
2.1 บทนำ.....	5
2.2 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างๆที่ผ่านมา.....	5
2.3 ข้อมูลที่เป็นอินพุตในการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรแบบออนไลน์.....	14
2.4 รหัสลูกโซ่แบบ GCC (Generalize chain code).....	16
2.5 การเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC.....	17
<b>บทที่ 3 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียน.....</b>	<b>21</b>
3.1 บทนำ.....	21
3.2 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยการแบ่งเส้นกึ่งแกนตั้งของตัวอักษร.....	21
3.2.1 การหาจุดแบ่งเส้นกึ่งแกนตั้งตัวอักษรโดยใช้จุดที่มีมุมหักมุม.....	21

## สารบัญ (ต่อ)

3.2.2	คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้	24
3.3	การหาลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรตามทิศการเขียน (ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา)	27
3.3.1	การกำจัดสัญญาณรบกวน	28
3.3.2	การหาจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียน	29
3.3.3	การกำจัดจุดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช่จุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษร	29
3.3.4	คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้	31
3.3.5	การลดจำนวนเช็กเมนต์ของตัวอักษร	31
3.3.6	กลุ่มเช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ได้	35
3.3.7	ข้อเสียของการหาลักษณะเด่นด้วยวิธีการนี้	42
3.3.8	การแก้ปัญหา	43
3.4	ความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้ในแต่ละแบบ	47
<b>บทที่ 4</b>	<b>การทดลองและผลการทดลอง</b>	<b>49</b>
4.1	บทนำ	49
4.2	การเตรียมข้อมูลก่อนการสอน(Train)	50
4.3	การสอน และการรู้จำ	51
4.4	การทดลองและผลการทดลอง	53
4.5	การวิเคราะห์	55
<b>บทที่ 5</b>	<b>สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ</b>	<b>65</b>
5.1	บทนำ	65
5.2	สรุปผลการทดลอง	65
5.3	ข้อเสนอแนะ	66
<b>เอกสารอ้างอิง</b>		<b>67</b>
<b>ภาคผนวก</b>		<b>69</b>
<b>ภาคผนวก ก อักษรลาว</b>		<b>70</b>

ภาคผนวก ข งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์.....71

ประวัติผู้เขียน.....76



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## สารบัญตาราง

ตารางที่	หน้า
3.1 แสดงค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละเซ็กเมนต์.....	24
3.2 แสดงการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร.....	30
3.3 แสดงจุดเซ็กเมนต์ที่ได้.....	33
3.4 แสดงกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษรลาวที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 4 %.....	35
3.5 แสดงตัวอย่างตัวอักษรลาวในกลุ่มเซ็กเมนต์ที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์ เท่ากับ 4 %.....	36
3.6 แสดงกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษรไทยที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์ เท่ากับ 4 %.....	38
3.7 แสดงตัวอย่างตัวอักษรไทยในกลุ่มเซ็กเมนต์ที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 4 %.....	39
3.8 แสดงกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษรลาวที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.6 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 2 %.....	41
3.9 แสดงกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ไทยที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.6 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 2 %.....	42
3.10 แสดงกลุ่มตัวอักษรที่ต่างกันแต่มีเซ็กเมนต์เท่ากัน.....	43
3.11 แสดงค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันของตัวอักษรที่ต่างกัน.....	43
3.12 แสดงการหาค่าความยาวตามแกน X แกน Y ในเซ็กเมนต์ที่หนึ่ง.....	45
3.13 แสดงความแตกต่างของตัวอักษร จ และ ฉ ที่ใช้ความยาวในแกน X แกน Y ในการแยก.....	46
3.14 แสดงตัวอย่างกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษร กลุ่มที่ 1 - กลุ่มที่ 3.....	47
4.1 แสดงค่าของคุณลักษณะเด่นที่ได้ของตัวอักษรก่อนและหลังการทำ การ Scale เพื่อให้มีค่าอยู่ในช่วงเดียวกัน.....	50
4.2 แสดงจำนวนตัวอักษรในการสอนและจำนวน โหนดที่ได้.....	52
4.3 แสดงผลที่ได้จากการทดลอง.....	55
4.4 แสดงผลทดลองกับชุดข้อมูลจาก NECTEC.....	55
4.5 แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ตัวอักษร.....	56

## สารบัญตาราง(ต่อ)

4.6	แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิง เมนต์ตัวของอักษร .....	57
4.7	แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยการหาลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้ Fourier descriptors .....	59
4.8	แสดงตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่ง เชิงเมนต์ตัวของอักษร .....	60
4.9	แสดงตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่ง เชิงเมนต์ตัวของอักษร .....	62
4.10	แสดงตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยการหาลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้ Fourier descriptors .....	63



# สารบัญภาพ

ภาพที่	หน้า
1.1 แสดงพยัญชนะเดียวภาษาลาว 27 ตัวทั้งตัวพิมพ์และลายมือเขียน	2
2.1 แสดงจุดเช็กเมนต์	6
2.2 แสดงตัวอักษรตัวใหญ่ที่พบได้ในเอกสาร	7
2.3 แสดงการแบ่งเช็กเมนต์โดยใช้ความกว้างที่เหมือนกัน	7
2.4 แสดงเช็กเมนต์ที่ได้และตัวอักษรที่เป็นไปได้	8
2.5 แสดงเส้นที่ประกอบเป็นลักษณะเด่นในสัทศาสตร์	8
2.6 แสดงการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่ประกอบเป็นลักษณะเด่นในแปดทิศทาง	9
2.7 แสดงทิศทางการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา	9
2.8 แสดงตัวอย่างการสร้างสโตกกับคินจากรูปภาพของอักษรที่ Scan	10
2.9 แสดงการแยกเช็กเมนต์ของตัวอักษร	10
2.10 แสดงการหาขอบเขตของตัวอักษร	11
2.11 แสดงตำแหน่งความน่าจะเป็นของเส้นแบบต่างๆ	11
2.12 แสดงกลุ่มของเส้นแบบต่างๆ	11
2.13 แสดงการแบ่งเช็กเมนต์โดยแยกเส้นโค้งออกมา	12
2.14 แสดงการ Crossing แนวตั้งและนอนของเลข 6	12
2.15 แสดงตัวอย่างตัวอักษรบางตัว	13
2.16 แสดงขั้นตอนการหาโครงสร้างของตัวอักษร	13
2.17 แสดงจุดที่ได้จากการเขียนที่ Sampling ตามเวลา	14
2.18 แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ที่ได้	14
2.19 แสดงลำดับจุดของตัวอักษรที่ได้ในการเขียนช้าและเร็ว	15
2.20 แสดงตัวอักษรที่เขียนเร็ว	15
2.21 แสดงส่วนประกอบของรหัสลูกโซ่แบบ GCC วงรหัสของและจำนวน node ที่มีในแต่ละวงรหัส	16
2.22 GCC เมื่อทำการ Normalized แล้วจะเหลือเพียง 8 node ต่อวงรหัส	17
2.23 รหัสลูกโซ่แบบ GCC ที่ทำการ quantization แล้ว	18
2.24 แสดงตัวอย่างการเข้ารหัส GCC	20

## สารบัญญภาพ(ต่อ)

3.1	แสดงรหัสลูกโซ่แบบ GCC ที่ได้จากการเขียนตัวอักษร จ.....	22
3.2	แสดงรหัสลูกโซ่ GCC และค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่ (Diffcode).....	23
3.3	แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ที่ได้จากการหาโดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียน.....	24
3.4	แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ได้.....	25
3.5	แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ขึ้นอยู่กับกรเขียนและการตั้งค่า Threshold ที่น้อย.....	26
3.6	ตัวอักษรที่ไม่สามารถหาจุดแบ่งเช็กเมนต์ได้เมื่อตั้งค่า Threshold ที่ใหญ่.....	27
3.7	หาจุดแบ่งเช็กเมนต์จากจุดที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศทางในการเขียนตามเข็มนาฬิกาหรือทวน เข็มนาฬิกา.....	27
3.8	แสดงส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเขียนของผู้ที่เขียน.....	28
3.9	แสดงตัวอักษรหลังการกำจัดสัญญาณรบกวน.....	29
3.10	แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศในการเขียนตัวอักษร.....	31
3.11	แสดงจุดเช็กเมนต์ที่ได้.....	33
3.12	แสดงเช็กเมนต์ที่ได้ในการหาจากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน.....	34
3.13	แสดงจำนวนเช็กเมนต์ของตัวอักษรหลังการลดจำนวนเช็กเมนต์แล้ว.....	34
3.14	แสดงการเปรียบเทียบคุณลักษณะเด่นที่ได้จากการแบ่งเช็กเมนต์โดยจุดที่มีมุมหักในการ เขียนที่มากและการแบ่งเช็กเมนต์จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน.....	34
3.15	แสดงตัวอย่างจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรลาวที่ตั้งค่า Diffcode 0.8 และความยาวของ เช็กเมนต์ เท่ากับ 4 %.....	37
3.16	แสดงตัวอย่างเช็กเมนต์ของตัวอักษรไทยที่ตั้งค่า Diffcode 0.8 และความยาวของเช็กเมนต์ เท่ากับ 4 %.....	37
3.17	แสดงตัวอย่างค่าความยาวในแกน X Y ที่จะหาในแต่ละเช็กเมนต์ของตัวอักษร.....	44
3.18	แสดงการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่า X Y ของตัวอักษร จ และ ล ในเช็กเมนต์แรก.....	45
4.1	แสดง Block diagram ของระบบการรู้จำตัวอักษรลาว.....	49
4.2	Block diagram ของการสอน.....	51
4.3	Block diagram ของการรู้จำ.....	53
4.4	แสดงตัวอักษรลาวที่เป็นพยัญชนะ 27 ตัว.....	54
4.5	แสดงตัวอักษรไทยที่นำมาทำการรู้จำ.....	54
4.6	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	56
4.7	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	57

## สารบัญญภาพ(ต่อ)

4.8	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	58
4.9	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	58
4.10	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดแบบนี้ไม่ถึง.....	58
4.11	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	59
4.12	แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	60
4.13	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	61
4.14	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	61
4.15	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	61
4.16	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	62
4.17	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดแบบนี้ไม่ถึง.....	63
4.18	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด.....	64
4.19	แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน.....	64



# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ความสำคัญและความเป็นมาของปัญหา

ระบบรู้จำตัวอักษรหมายถึงระบบที่มีความสามารถในการแปลงรูปภาพเอกสารให้อยู่ในรูปแบบของเอกสารข้อความได้ แบ่งออกเป็นสองประเภทตามแหล่งที่มาของตัวอักษรได้แก่การรู้จำตัวอักษรพิมพ์ (Printed Character Recognition) และการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียน (Handwriting Character Recognition) การรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนนั้นยังแบ่งเป็นสองประเภทตามลักษณะของข้อมูลที่ใช้ในการรู้จำ ได้แก่การรู้จำแบบออฟไลน์ (Offline Recognition) และการรู้จำแบบออนไลน์ (Online Recognition) โดยการรู้จำแบบออฟไลน์นั้นจะใช้ภาพของตัวอักษรที่ได้จากการสแกนเป็นข้อมูลในการรู้จำ ส่วนการรู้จำแบบออนไลน์นั้นจะใช้ลำดับของจุดข้อมูลที่ได้จากปากกาอิเล็กทรอนิกส์ (tablet) ในการลากเส้นเขียนตัวอักษรเป็นข้อมูลในการรู้จำ

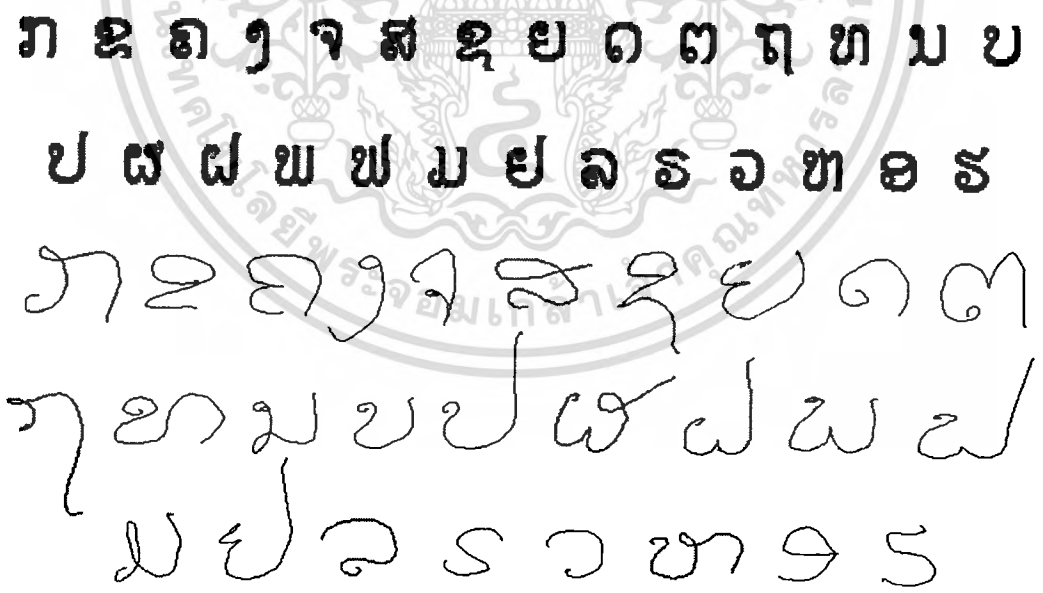
ในปัจจุบันได้มีการนำระบบการรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์ไปประยุกต์ใช้ในหลายด้าน โดยเฉพาะการนำไปใช้ในเครื่องคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กเช่นปาล์ม (Palm) และ Pocket PC ซึ่งมีแนวโน้มว่าจะเป็นที่ใช้งานกันอย่างแพร่หลายในอนาคตอันใกล้นี้ เครื่องคอมพิวเตอร์ประเภทนี้มีขนาดเล็กและไม่มีคีย์บอร์ด จึงต้องนำเอาระบบรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์ไปใช้เป็นเครื่องมือในการป้อนข้อมูลเข้าแทนคีย์บอร์ด ยิ่งไปกว่านั้นเราสามารถนำการป้อนข้อมูลเข้าด้วยวิธีนี้ไปประยุกต์ใช้ในเครื่องไมโครคอมพิวเตอร์เพื่อเพิ่มความสะดวกให้แก่ผู้ใช้ที่ไม่ถนัดในด้านการพิมพ์ได้อีกด้วย

เท่าที่ผ่านมาจะเห็นว่าการรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์นั้นเป็นงานวิจัยหนึ่งที่มีนักวิจัยทำกันอยู่มากและได้มีบทความที่นำมาตีพิมพ์เพื่อนำเสนอออกมาเป็นจำนวนมาก โดยนักวิจัยเหล่านั้นได้ใช้วิธีการที่แตกต่างกันออกไปในการรู้จำเช่นในงานวิจัยที่ [1] ได้นำเสนอการใช้รหัสลูกโซ่แบบ GCC ในการเข้ารหัสตัวอักษรเพื่อทำการรู้จำตัวอักษรลายมือเขียนภาษาอังกฤษแบบออนไลน์ ในงานวิจัยที่ [2] เป็นการนำเสนอ การรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรญี่ปุ่นแบบออนไลน์โดยใช้ทิศทางของ feature และการเปลี่ยนแปลงทิศทางของ feature ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกามาเป็นลักษณะเด่นในการรู้จำ ในงานวิจัยที่ [3] เป็นการนำเสนอ การใช้ Hidden Markov Model และลำดับของสโตรก (stroke) ในตัวรู้จำลายมือเขียนตัวเลขแบบออนไลน์ ในงานวิจัยที่ [4] เป็นการนำเสนอ การรู้จำตัวอักษรเกาหลีทั้งแบบออนไลน์และแบบออฟไลน์ในระบบเดียวกัน โดยวิธีการแยกสโตรกออกมาแล้วทำการจัดเรียงสโตรกขึ้นใหม่และการแบ่งเซ็กเมนต์จากชุดของสโตรก ในงานวิจัยที่ [5] เป็นการนำเสนอ การรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรญี่ปุ่นแบบออนไลน์โดยการใช้ความหนาแน่นของทิศทาง feature ตัวอักษรในการรู้จำ ในงานวิจัยที่ [6] เป็นการนำเสนอ การรู้จำตัวอักษรญี่ปุ่นโดยใช้

พื้นฐานความยาวของสตอกในการรู้จำ ในงานวิจัยที่ [7] เป็นการนำเสนอ การรู้จำตัวอักษรแบบออนไลน์โดยใช้การ Matching ของรูปร่างบนพื้นฐานทางโครงสร้างของกลุ่มคุณลักษณะเด่น ในงานวิจัยที่ [8] เป็นการนำเสนอการรู้จำสมการลายมือเขียนแบบออนไลน์โดยใช้ Hidden Markov Model และ Context dependent graph grammars

อย่างไรก็ตามการวิจัยต่างที่ผ่านมานั้นได้มีการวิจัยและทำการรู้จำทั้งตัวเลขและตัวอักษร และก็มีการทำกันอยู่หลายภาษาเช่น อังกฤษ จีน ญี่ปุ่น ไทย และอื่นๆ ที่ผ่านมานงานวิจัยเกี่ยวกับการทำการรู้จำตัวอักษรลาวนั้นยังมีน้อยมากเพียงสองงานวิจัยเท่านั้น นั่นคือในปี พศ 2541 นาย ชิงทอง อินทวงศ์คำ ได้นำเสนอการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาลาวโดยใช้วิธีการเข้ารหัสลูกโซ่ (Chain code) และโครงข่ายประสาทเทียม (Neural network) ในปี พศ 2543 นาย วิชิน มุ่งสิน ได้นำเสนอวิทยานิพนธ์ในหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมไฟฟ้าสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ในเรื่องการรู้จำตัวอักษรพิมพ์ภาษาลาวโดยใช้ฟัซซีและนิเวรอลแบบแพร่ย้อนกลับ ทั้งสองนั้นเป็นการทำการรู้จำแบบออฟไลน์ สำหรับการวิจัยทำการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาลาวแบบออนไลน์นั้น ยังไม่มีมาก่อน

สำหรับภาษาลาวมีตัวอักษรทั้งหมดคั้งนี้มีพยัญชนะทั้งหมด 33 ตัว สระ 28 ตัวมีสระพิเศษ 4 ตัวและวรรณยุกต์อีก 4 ตัว (ดูในภาคผนวก ก) พยัญชนะทั้งหมด 33 ตัวประกอบด้วยพยัญชนะเดี่ยว 27 ตัวและพยัญชนะคู่อีก 6 ตัวในรูปที่ 1 แสดงพยัญชนะเดี่ยวภาษาลาว 27 ตัว



รูปที่ 1.1 แสดงพยัญชนะเดี่ยวภาษาลาว 27 ตัวทั้งตัวพิมพ์และลายมือเขียน

วิทยานิพนธ์นี้เป็นการนำเสนอการทำการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรลาวแบบออนไลน์โดยใช้คุณลักษณะเด่นทางโครงสร้างแบบขีดหุ่น ซึ่งเป็นวิธีการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรลาวที่มีความขีดหุ่นสูง ซึ่งไม่มีผลเมื่อตัวอักษรเขียนตัวเล็ก หรือตัวใหญ่ ตัวอักษรที่มีหัวใหญ่ หัวเล็ก หรือไม่มีหัวตัวอักษรที่มีหางสั้น หางยาว ตัวอักษรที่มีการหมุนหรือมีการเปลี่ยนแปลงที่ไม่คงที่ และคุณลักษณะเด่นที่ทำการหาในที่นี้สามารถทำได้ง่ายแต่มีความขีดหุ่นสูง

## 1.2 ความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา

1. เพื่อเป็นการศึกษาการนำใช้รหัสลูกโซ่แบบ GCC ในการเข้ารหัสของตัวอักษร
2. เพื่อเป็นศึกษาการหาคุณลักษณะเด่นทางโครงสร้างของตัวอักษรภาษาลาวและใช้ในการรู้จำ
3. เพื่อเป็นการศึกษาหาวิธีการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรภาษาลาวแบบออนไลน์ให้ได้ผลรับการรู้จำที่ดีที่สุด

## 1.3 ทฤษฎีหรือแนวความคิดที่ใช้ในการวิจัย

งานวิจัยนี้ได้ใช้ทฤษฎีคือใช้รหัสลูกโซ่แบบ GCC ในการเข้ารหัสของตัวอักษรลายมือเขียนแบบออนไลน์ ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรจะใช้การแบ่งเชิงเส้นของตัวอักษร โดยแบ่งจากการเปลี่ยนทิศในการเขียนตัวอักษร (ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา) แล้วหาค่าสะสมของค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่แบบ GCC และใช้ค่าสะสมความยาวของตัวอักษรที่เขียนจากซ้ายไปขวา ขวามาซ้าย จากบนลงล่าง และจากล่างขึ้นบนและความยาวของเชิงเส้นในการแยกตัวอักษรที่เหมือนกันออกจากกัน และใช้ Neural network ในการรู้จำ

## 1.4 ขอบเขตของการวิจัย

1. งานวิจัยนี้เป็นการทำการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรลาวโดยใช้คุณลักษณะเด่นทางโครงสร้างแบบขีดหุ่น
2. ตัวอักษรเป็นตัวอักษรลายมือเขียนแบบออนไลน์เฉพาะแต่พยัญชนะเดียว 27 ตัวเท่านั้น
3. ในการเขียนตัวอักษรจะต้องไม่มีการยกมือหรือปากกาในเวลาเขียน
4. ในการรู้จำจะใช้ Neural network ในการรู้จำ และจะทำการรู้จำตัวอักษรครั้งละตัว

## 1.5 ขั้นตอนการศึกษา

1. ศึกษาวิธีการต่างๆ ที่ใช้ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร และวิธีการต่างๆ ที่ทำการรู้จำตัวอักษร เพื่อกำหนดเป้าหมาย กำหนดหัวข้อ วัตถุประสงค์และขอบเขตของวิทยานิพนธ์
2. ทำการทดลองหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรภาษาลาวด้วยวิธีการต่างๆ วิเคราะห์ผลที่ได้จากการทดลองด้วยวิธีการต่างๆ และทดลองทำการรู้จำ
3. จัดทำเอกสารประกอบวิทยานิพนธ์

## 1.6 ข้อจำกัดของการศึกษา

ในการศึกษาจากการทดลองหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร ด้วยการแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซกเมนต์ตามทิศการเขียน (ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา) เห็นว่ายังมีข้อบกพร่องอยู่คือวิธีการนี้จะทำให้ตัวอักษรจำนวนหนึ่งได้จำนวนของเซกเมนต์ที่เท่ากัน และมีค่าใกล้เคียงกันทำให้ไม่สามารถที่จะแยกตัวอักษรเหล่านั้นออกจากกันได้ เนื่องจากว่าเราแบ่งเซกเมนต์ตามทิศในการเขียน ดังนั้นจำเป็นต้องได้ใช้ค่าสะสมความยาวของตัวอักษรที่เขียนลากไปตามแกน X แกน Y และความยาวของเซกเมนต์ตัวอักษรเข้ามาช่วยในการแยกออกจากกัน ทำให้มีหลายขั้นตอนเพิ่มขึ้น

## 1.7 รายละเอียดเครื่องคอมพิวเตอร์ เครื่องมือและอุปกรณ์ที่ใช้ทำการทำวิจัย

1. เครื่องคอมพิวเตอร์ DURON 1.2 GHz
2. อุปกรณ์รับลายมือเขียน Digital Tablet
3. โปรแกรม Microsoft Visual C ++ 6.0

## 1.8 รายละเอียดในแต่ละบท

- วิทยานิพนธ์เล่มนี้ได้แบ่งออกเป็น 5 บท ซึ่งประกอบด้วยบทต่างๆดังนี้
  1. บทที่ 1 กล่าวถึงความสำคัญและความเป็นมาของปัญหาความมุ่งหมายและวัตถุประสงค์ของการศึกษา ขอบเขตของการวิจัย
  2. บทที่ 2 กล่าวถึงการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างที่ผ่านมา
  3. บทที่ 3 กล่าวถึงวิธีการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ใช้ในวิทยานิพนธ์เล่มนี้
  4. บทที่ 4 กล่าวถึงขบวนการทำการทดลองและผลการทดลอง
  5. บทที่ 5 สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ
  6. เอกสารอ้างอิง
  7. ภาคผนวกและงานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

## บทที่ 2

# การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างๆที่ผ่านมา

### 2.1 บทนำ

แนวความคิดของคอมพิวเตอร์ที่ใช้ปากกานั้นได้นำเสนอครั้งแรกโดย Alen Kay ในปี 1968 [15] ตั้งแต่นั้นเป็นต้นมามีทีมนักวิจัยหลายทีมได้ทำงานวิจัยค้นคว้าพัฒนาทำให้เป็นอุปกรณ์ที่ใช้ในการรู้จำออกมา และพยายามที่จะทำให้สมบูรณ์ โดยประกอบด้วยอุปกรณ์ที่ใช้แสงเพียงตัวเดียวและระบบทำงานที่ช่วยให้ความสะดวกแก่ผู้ใช้ซึ่งประกอบด้วยอุปกรณ์ที่เป็นตัวเซนเซอร์และการแสดง ผลที่เป็นกราฟิกภายใต้การควบคุมการทำงานของไมโครคอมพิวเตอร์ ซึ่งเป้าหมายในที่นี้คือการจำลองปากกาและกระดาษโดยขบวนการอัตโนมัติทางอิเล็กทรอนิกส์ ในการใช้อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ pen pads นั้นนิยมใช้ในการรู้จำแบบออนไลน์เช่นการรู้จำข้อความลายมือเขียนแบบออนไลน์ สำหรับระบบการรู้จำทุกๆตัวนั้นลำดับแรกที่จะต้องทำคือการทำ Pre-Processing ของข้อมูลที่ได้จากขั้นตอนแรกโดยเริ่มจากการตัดสัญญาณรบกวนก่อน สัญญาณรบกวนไม่ว่าจะเกิดมาจากอุปกรณ์การอ่านหรือความผิดพลาดของมือหรือการเคลื่อนที่ของมือ ความผิดพลาดของการขยปากกาขึ้น การวางปากกาลงอื่นๆ นั้นก็จะถูกนำมาเพื่อทำการแก้ไขทำการลดและกำจัดด้วยวิธีการต่างๆ

### 2.2 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการต่างๆที่ผ่านมา

ในส่วนนี้จะเป็นการนำเสนอส่วนหนึ่งในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยการแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ซึ่งการแบ่งเซ็กเมนต์นั้นได้มีวิธีการที่แตกต่างกันหลายวิธีในการหาเซ็กเมนต์ของตัวอักษร [14] โดยพื้นฐานแล้วจะอธิบายได้ดังนี้ในการหาเซ็กเมนต์นั้นสามารถแบ่งออกได้เป็นสองขั้นตอน โดยขั้นตอนแรกนั้นจะเป็นการแยกข้อความคำศัพท์หรือตัวอักษรเป็นตัวๆออกจากข้อความทั้งหมดที่มีอยู่ ตัวอย่างการตรวจจับการแบ่งเซ็กเมนต์ของประโยคแบบออนไลน์ก็เช่นเดียวกันกับการแยกรูปแบบของลายมือเขียนแยกสมการ หรือไดอะแกรมออกจากข้อความทั้งหมด โดยจุดประสงค์ของขั้นตอนนี้คือการกำหนดขอบเขตของระยะหรือขอบเขตของประโยคหรือตัวอักษรที่สามารถที่จะแยกจุดที่เชื่อมต่อกันนั้นออกจากกันได้ ในขั้นตอนที่สองจะเป็นขบวนการที่ดูในการแบ่งแยกเซ็กเมนต์ตัวอักษรให้เป็นส่วนย่อยของตัวอักษรเช่นสโตกของตัวอักษร โดยขบวนการนี้เป็นส่วนหนึ่งที่ทำภายในขบวนการทั้งหมดของการทำการรู้จำ

ปัญหาการแบ่งเซ็กเมนต์ตัวอักษรนั้นเป็นปัญหาที่ยากในการที่จะคำนวณหาจุดเริ่มต้นและจุดจบของเซ็กเมนต์ที่เป็นเฉพาะของตัวอักษรนั้นๆ วิธีการทั่วไปที่นำเสนอที่ใช้ในปัจจุบันนี้เป็นวิธีการที่มีการกำหนดกฎไว้ให้ก่อนแล้วหรือต้องการสอนเพื่อให้เรียนรู้ก่อน(Unsupervised learning)

และวิธีการ Data driven knowledge base ซึ่งเห็นว่ายังไม่เพียงพอสำหรับการที่จะนำไปประยุกต์ใช้กับงานต่างๆ และต่อไปนี้จะเป็นการนำเสนอตัวอย่างส่วนหนึ่งในการแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรที่ผ่านมาเช่นมีบางวิธีในการแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นจะเริ่มจากจุดเล็กๆแล้วค่อยขยายออกมา (Bottom-up) เช่นจากพื้นฐานของสโตกที่ประกอบเป็นตัวอักษรตัวนั้นที่บงบอกถึงคุณลักษณะเด่นที่เป็นเฉพาะของตัวอักษรตัวนั้นซึ่งสโตกเหล่านี้จะเกิดขึ้นและซ่อนอยู่ในสัญญาณของตัวอักษรตัวนั้น ดังรูปที่ 2.1



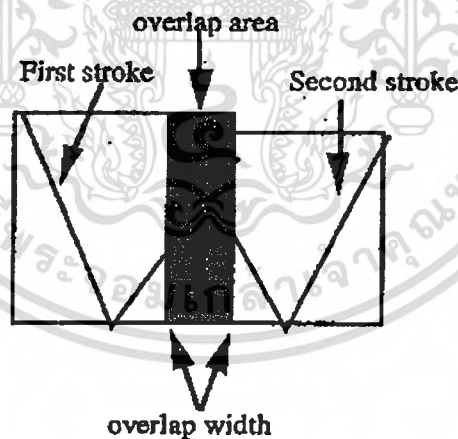
รูปที่ 2.1 (ก) จุดที่ได้จากการเขียนประโยคแบบออนไลน์ (ข) การดึงสโตกและจุดที่เป็นจุดแยกสโตกจากประโยคต้นฉบับ (ค) ผลของการคาดว่าจะเป็นจุดแยก 10% (ง) ผลของการคาดว่าจะเป็นจุดแยก 20% (จ) ผลของการคาดว่าจะเป็นจุดแยก 50% [14]

เช่นเดียวกับการนำเสนอการกำหนดพื้นฐานของสโตกโดยใช้จุด MAX curvature ในการแบ่งเซ็กเมนต์ [16] ในนี้จะเป็นการนำเสนอการแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวเลขและตัวอักษรตัวใหญ่ โดยในการทำนั้นจะทำการประมวลผลเมื่อมีการยกปากกาขึ้น แต่อย่างไรก็ตามตัวอักษรตัวใหญ่นั้นจะพบได้ทุกที่ในเอกสารเช่นคอนต้น ตรงกลางและตอนท้ายของประโยคดังรูปที่ 2.2

Bad BeGIN

รูปที่ 2.2 แสดงตัวอักษรตัวใหญ่ที่พบได้ในเอกสาร [16]

ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรนั้นจุดที่มีความกว้างที่เหมือนกันนั้นจะนำมาคำนวณหาพื้นที่ที่เหมือนกันของสอง Box เพื่อหาจุดเชื่อมต่อที่เหมาะสมของสองสโตกนั้น แต่ถ้าหากว่าค่าที่ได้นั้นมีค่ามากกว่า  $3/1$  ของค่าที่กำหนดไว้สองสโตกนั้นก็จะเป็น Box เดียว ซึ่งขบวนการนี้จะทำซ้ำในการรวมกลุ่มของสโตกและเป็นส่วนหนึ่งของการแบ่งเซ็กเมนต์สุดท้ายจะสร้าง Box รวมจะโดยจะรวมเอาสโตกทั้งหมดเข้าด้วยกัน ถ้าหากว่าความสูงของ box นี้หากสูงกว่า 60 % ของความสูงทั้งหมดของประโยคและถ้าการเขียนนั้นได้ขยายถึงขอบเขตของตัวอักษรใหญ่สโตกนี้จะถูกส่งไปในขบวนการรู้จำเพื่อทำการจัดเรียงเซ็กเมนต์ให้ถูกต้อง



รูปที่ 2.3 แสดงการแบ่งเซ็กเมนต์โดยใช้ความกว้างที่เหมือนกัน [16]

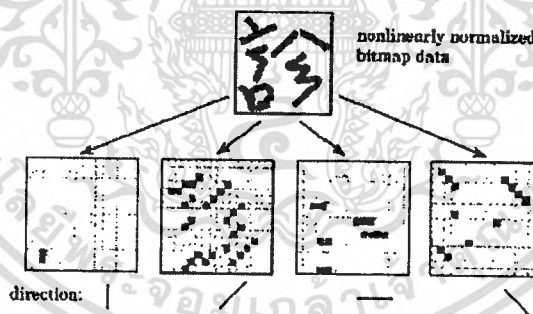
ตัวอักษร W สามารถที่จะแบ่งเซ็กเมนต์เป็นตัวอักษรสองตัวได้ ซึ่งในขบวนการรู้จำนั้นจะเป็นตัวที่สร้างและกำหนดโดยจัดเรียงไม่ให้เป็นการให้เป็นตัวอักษร V V ในการแก้ปัญหานี้จะใช้ knowledge database ที่บรรจุตัวอักษรที่มีหลายเซ็กเมนต์ที่คาดว่าจะใช้นั้นจะถูกนำมาใช้เพื่อทำการกำหนดและสร้างตัวอักษรที่เป็นไปได้ทั้งหมดออกมาดังแสดงในรูปที่ 2.4

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

drawing	suspicious segmentation	possible letters
M	I Y	I Y , M
W	V V	V V , W
B	I 3	I 3 , B

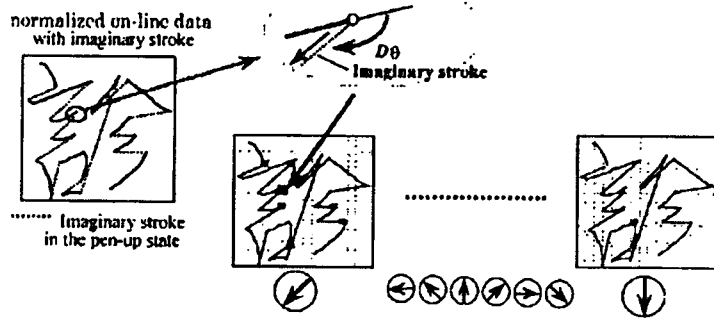
รูปที่ 2.4 แสดงเซ็กเมนต์ที่ได้และตัวอักษรที่เป็นไปได้ [16]

ในการนำเสนอการรู้จำลายมือแบบออนไลน์โดยใช้ทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษร และการเปลี่ยนแปลงทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา [2],[9] ได้นำเสนอการรู้จำตัวอักษรญี่ปุ่นโดยใช้สองคุณลักษณะเด่นหลักๆ คือทิศทางของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นซึ่งจะเป็นการหาว่าตัวอักษรตัวนั้นเขียนไปในทิศทางใดบ้าง ในการหาอันนั้นก็ทำการแปลงข้อมูลของตัวอักษรที่เป็นแบบออนไลน์นั้นให้เป็นอยู่ในรูปของ Bitmap หลังจากนั้นก็จะทำการ Contour เพื่อหาว่าตัวอักษรนั้นประกอบด้วยเส้นที่มีทิศทางใดบ้าง Vertical (|), right-up slant(/), horizontal(-) และ left-up slant(\) ดังรูปที่ 2.5



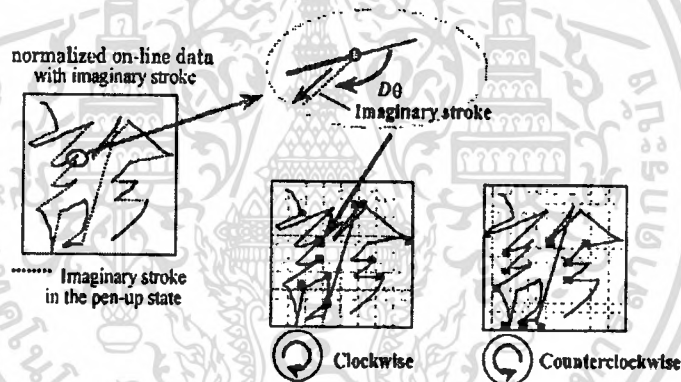
รูปที่ 2.5 แสดงเส้นที่ประกอบเป็นลักษณะเด่นในสี่ทิศทาง [2]

หลังจากนั้นก็ทำการหาแปดทิศทางที่มีการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นซึ่งก็จะมีการหาตำแหน่งที่มีการเปลี่ยนแปลงทิศทาง มุมของทิศทาง การเปลี่ยนแปลง และทิศทางที่มีการเปลี่ยนแปลงไปนั้น ในการเขียนตัวอักษรนั้นบางครั้งตัวอักษรจะมีสโตกที่ติดกันและบางครั้งสโตกจะไม่ติดกันซึ่งในที่นี้สามารถหาการเปลี่ยนสโตกได้ทั้งสองกรณี โดยในการหาอันจะดูที่ค่ามุมความกว้างของการลากเส้นจากสโตกหนึ่งไปหาอีกสโตกหนึ่ง หลังจากนั้นทิศทางการเปลี่ยนแปลงจะถูก map ไปเป็นทิศทางใดหนึ่งในแปดทิศทางดังรูปที่ 2.6



รูปที่ 2.6 แสดงการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่ประกอบเป็นลักษณะเด่นในแปดทิศทาง [2]

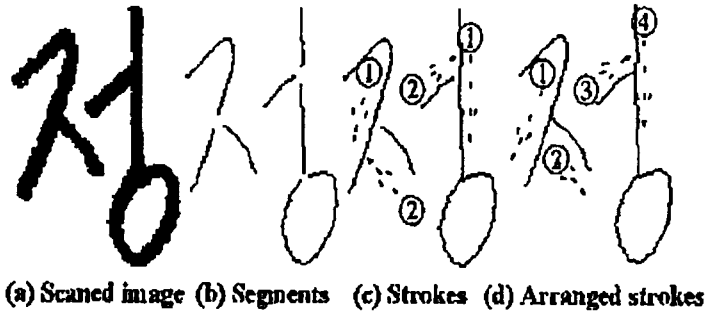
หลังจากหาแปดทิศทางของการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรได้แล้วจะนำมา map เป็นทิศทางตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกาบนพื้นฐานการเปลี่ยนแปลงนั้นตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา โดยในการกำหนดว่าเป็นทิศตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกานั้นจะกำหนดจากมุมของทิศทางการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษรดังรูปที่ 2.7



รูปที่ 2.7 แสดงทิศทางการเปลี่ยนแปลงของเส้นที่เป็นลักษณะเด่นของตัวอักษร ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา [2]

ในการนำเสนอการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษร โดยรวมทั้งระบบออนไลน์และออฟไลน์เข้าด้วยกัน [4] ในที่นี้จะเป็นการทำการรู้จำตัวอักษรเกาหลีและได้นำเสนอการแยกเช็กเมนต์ตัวอักษรดังนี้ สำหรับแบบออฟไลน์ ข้อมูลรูปภาพที่ได้จากการ Scan จะนำมาทำการกำจัดสัญญาณรบกวน ทำตัวอักษรให้บางแล้วจะทำการแยกตัวอักษรนั้นออกเป็นเช็กเมนต์โดยจุดแบ่งนั้นจะแบ่งนะจุดที่มีกลุ่มของ Pixel ที่เชื่อมต่อกันเช็กเมนต์ต่างที่แบ่งออกมานั้นจะมีการจัดเรียงลำดับตามระยะห่างจากจุดเริ่มต้นข้างบนซ้ายเป็นต้นไป แล้วหลังจากนั้นในขบวนการเชื่อมต่อเช็กเมนต์ก็จะทำการเชื่อมต่อเช็กเมนต์ที่แยกกันเข้าด้วยกันตามเงื่อนไขที่กำหนดไว้ แล้วนำมาทำการจัดลำดับของสโตกใหม่ ดังแสดงในรูปที่ 2.8

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

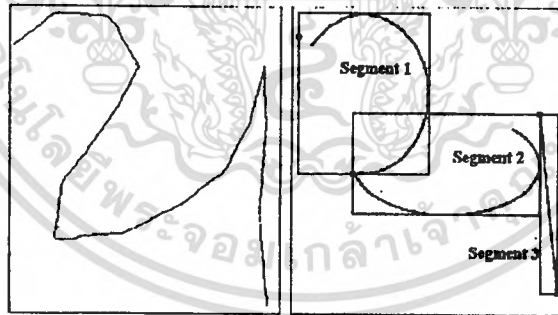


รูปที่ 2.8 แสดงตัวอย่างการสร้างสโตกกลับคืนจากรูปภาพของอักษรที่ Scan [4]

สำหรับแบบออนไลน์ข้อมูลอินพุตที่ได้นั้นจะถูกนำมากำจัดสัญญาณรบกวนแล้วทำการ กำหนด สโตกและทำการย้ายในส่วนที่เหลื่อมกันของตัวอักษรออกจากกัน จุดของสโตกนั้นจะถูกแบ่งเป็น เช็กเมนต์ในการแบ่งสโตกเป็นเช็กเมนต์นั้นจะทำตามสามกฎดังนี้

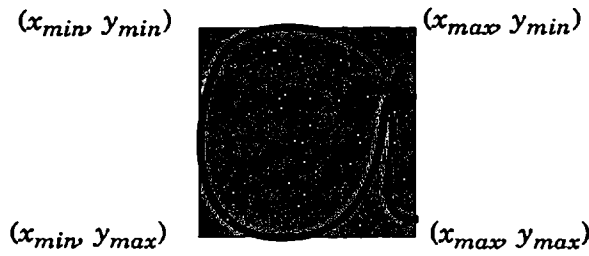
1. จะต้องเป็นสโตกที่สลับกัน
2. ค่าสะสมของมุมจะต้องเป็น 360 องศา
3. ทิศทางของสโตกเปลี่ยนจากตามเข็มนาฬิกาไปเป็นทวนเข็มนาฬิกาและกลับกับ

โดยจะใช้กฎทั้งหมดนี้ในการเปลี่ยนจุดของสโตกเป็นเช็กเมนต์ซึ่งจุดของสโตกนั้นอาจจะเป็น เส้นตรงหรือเส้นโค้งดังแสดงในรูปที่ 2.9



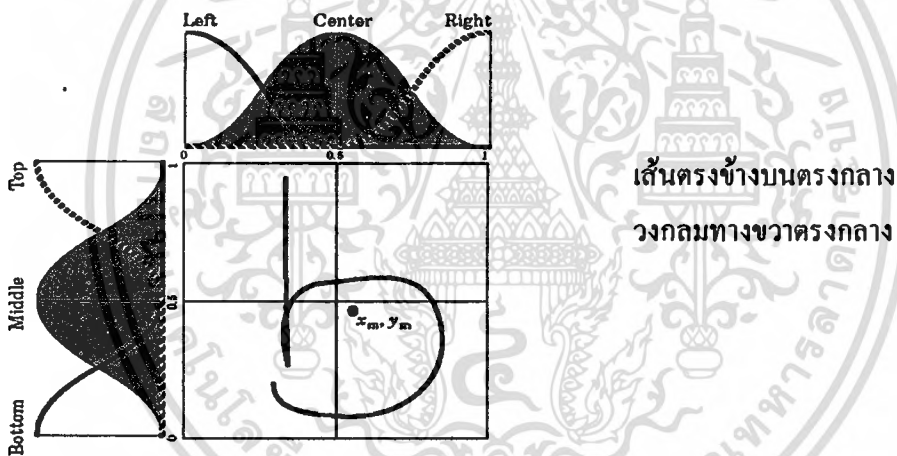
รูปที่ 2.9 แสดงการแยกเช็กเมนต์ของตัวอักษร [4]

ในการนำเสนอลักษณะเด่นของตัวอักษรลายมือเขียนโดยใช้ Fuzzy [13] ได้มีการหาคุณลักษณะเด่น ดังนี้ ตัวอักษรที่ได้มาจะนำมากำหนดขอบเขตว่ามีความกว้างขนาดเท่าไรมีความสูงเท่าไรดังแสดง ในรูปที่ 2.10



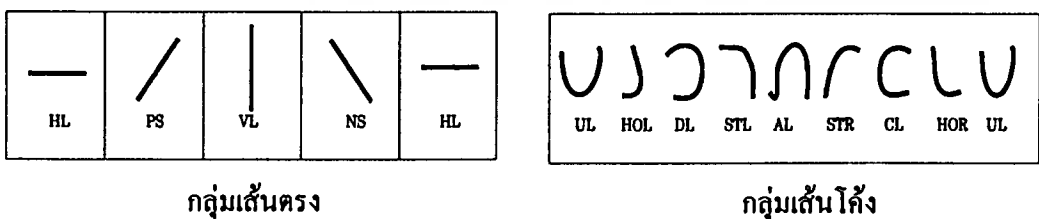
รูปที่ 2.10 แสดงการหาขอบเขตของตัวอักษร [13]

หลังจากนั้นก็จะเป็นการหาว่าตัวอักษรตัวนั้นประกอบด้วยเส้นอะไรบ้าง ณ ตำแหน่งใด โดยการหา นั้นจะใช้ Fuzzy ในการกำหนดว่าตำแหน่งนั้นๆมีความน่าจะเป็นว่ามีเส้นโค้งอยู่มากน้อยเท่าไร มีความน่าจะเป็นว่ามีเส้นตรงเท่าไรและเส้นโค้งนั้นเป็นเส้นโค้งแบบไหน เส้นตรงนั้นเป็นเส้นตรง แบบไหน โดยมีการแบ่งตำแหน่งของตัวอักษรและความน่าจะเป็นโดยใช้ Fuzzy ดังรูปที่ 2.11



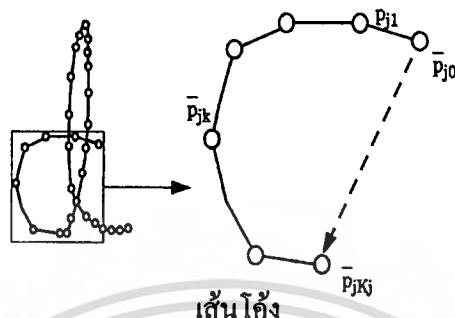
รูปที่ 2.11 แสดงตำแหน่งความน่าจะเป็นของเส้นแบบต่างๆ [13]

ซึ่งเส้นตรงและเส้นโค้งก็จะประกอบด้วยแบบต่างดังแสดงในรูปที่ 2.12



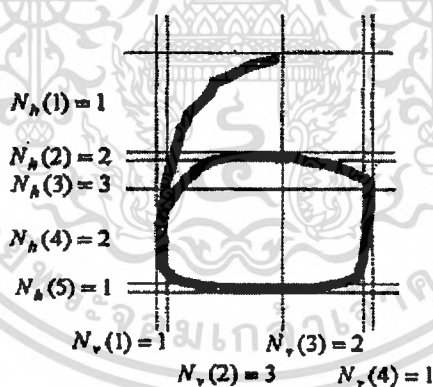
รูปที่ 2.12 แสดงกลุ่มของเส้นแบบต่างๆ [13]

ในการแยกระหว่างเส้นโค้งและเส้นตรงออกจากกันนั้นสามารถทำได้โดย เส้นตรงนั้นจะมีรอบที่เป็นสี่เหลี่ยมเล็ก หรือความยาวของเส้นที่เป็นเส้นตรงเมื่อเทียบกับระยะห่างระหว่างสองจุดจบของเส้นตรงนั้นจะมีค่าที่ใกล้เคียงกันหรือเท่ากัน ในขณะที่เส้นโค้งนั้นจะมีค่าความยาวของเส้นโค้งนั้นมีค่ามากเมื่อเทียบกับระยะห่างระหว่างสองจุดจบของเส้นโค้งดังแสดงในรูปที่ 2.13



รูปที่ 2.13 แสดงการแบ่งเชิงเมนต์โดยแยกเส้นโค้งออกมา [13]

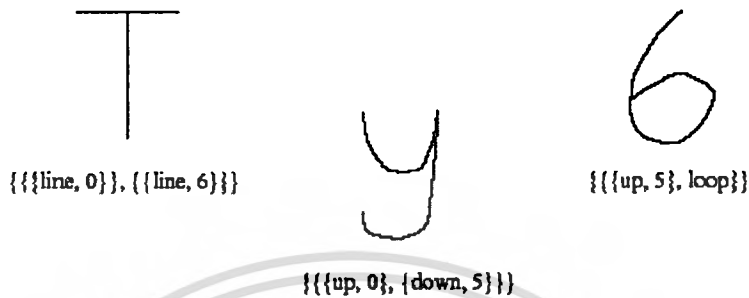
ในการนำเสนอการรู้จำลายมือเขียนตัวเลขโดยใช้ Crossing feature [12] นี้มีการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยดูที่จุดที่มีการ Crossing feature ตัวเลขในแนวทางตั้งและทางนอน โดยจะไล่ทุกๆ Column ในแนวทางตั้ง และทุกๆ row ในแนวทางนอนดังแสดงในรูปที่ 2.14



รูปที่ 2.14 แสดงการ Crossing แนวตั้งและนอนของเลข 6 [12]

ในการนำเสนอการจับคู่โครงสร้างแบบยี่ดหุ่ย่นสำหรับการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรแบบออนไลน์ [10][11] ได้มีการนำเสนอการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรดังนี้ ตัวอักษรประกอบด้วยส่วนของเส้นตรงและเส้นโค้ง เส้นโค้งที่มีบางจุดเชื่อมต่อกันเรียกว่า Loop โดยที่เส้นตรงและเส้นโค้งนั้นสามารถที่จะดึงออกมาโดยในทิศทางที่ไม่มีการเปลี่ยนแปลง เราจะใช้ความแตกต่างที่ง่าย ๆ ของเส้นตรงและเส้นโค้งกลับข้อมูลทิศทางบางส่วนในการแยกคุณลักษณะเด่นออกจากกัน โดยพื้นฐาน

แล้วตัวอักษรจะประกอบด้วย เส้นตรง เส้นโค้งทวนเข็มนาฬิกา เส้นโค้งตามเข็มนาฬิกา Loop และ จุดที่บางครั้งอาจจะเป็นสัญญาณรบกวน สำหรับข้อมูลของทิศทางนั้นเราจะใช้รหัสลูกโซ่แปดทิศทาง ที่มี 7-0 เป็นตัวที่แสดงว่าจุดปัจจุบันนั้นเชื่อมต่อกับจุดต่อไปอย่างไร เส้นตรงและเส้นโค้งนั้นมีทิศทางไปแนวไหนขึ้นอยู่กับจุดเริ่มต้นและจุดจบของเส้นโค้งนั้นดังแสดงในรูปที่ 2.15



รูปที่ 2.15 แสดงตัวอย่างตัวอักษรบางตัว [10]

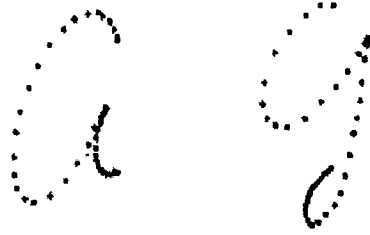
ตัวอักษรอาจจะมีเพียงสโตกเดียวหรืออาจจะมีหลายสโตกซึ่งแต่ละสโตกจะประกอบด้วยตัวเลขของจุดที่มีการหยุดในการเขียนจากที่วางปากกาตกลงถึงยกปากกาขึ้นมา ทุกๆคู่ของจุดเหล่านั้นจะถูกกำหนดเป็นทิศทาง สำหรับจุดใดที่มีทิศทางที่เหมือนกันหรือมีจุดที่เปลี่ยนแปลงเล็กน้อยเท่านั้นเราก็จะรวมมันเข้าเป็นเส้นเดียวกัน ถ้าหากว่ามีการเปลี่ยนแปลงที่เป็นสโตกเราก็จะให้มันเป็นตัวอักษรที่มีหลายสโตกดังแสดงในรูปที่ 2.16



รูปที่ 2.16 แสดงขั้นตอนการหาโครงสร้างของตัวอักษร [10]

ในการนำเสนอรหัสลูกโซ่ที่ใช้สำหรับการรู้จำแบบทันทีทันใด (Real time) ของการรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์ [1] เป็นการนำเสนอการเข้ารหัสลูกโซ่ที่ไม่ต้องทำการ Re-sampling ข้อมูลก่อนการเข้ารหัส และเป็นการเข้ารหัสที่น้อย โดยเข้ารหัสตามจุด Data จริงที่ได้จากการ Sampling ตามเวลา

ของอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ซึ่งจะมีระยะห่างขึ้นอยู่กับความเร็วในการเขียนดังรูปที่ 2.17 ซึ่งรหัสที่ได้จะมีค่าเป็นเลขทศนิยมตั้งแต่ 0 -7.999



รูปที่ 2.17 แสดงจุดที่ได้จากการเขียนที่ Sampling ตามเวลา [1]

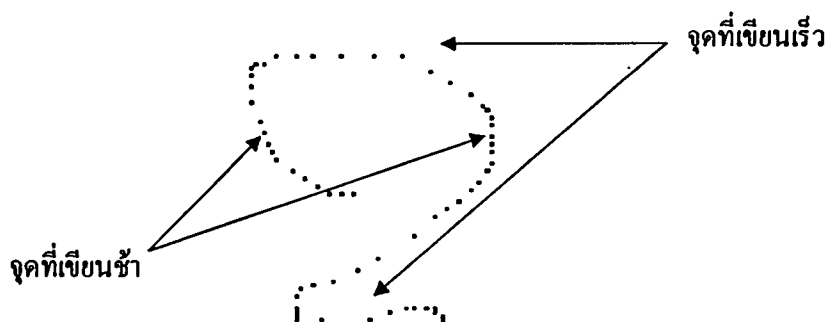
ในการหาคุณลักษณะเด่นนั้นจะหาได้โดยการแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซ็กเมนต์โดยจุดแบ่งเซ็กเมนต์นั้นจะเป็นจุดที่มีมุมในการเขียนที่หักมากหรือจุด Retrace point ซึ่งจุดนี้หาได้จากค่าความแตกต่างของรหัสลูกสองตัวที่อยู่ติดกันเพราะถ้าจุดใดที่มีมุมในการเขียนที่หักมากก็จะทำให้ได้ค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่ที่อยู่ติดกันนั้นมีค่ามากไปด้วยซึ่งทำให้เราสามารถจุดแบ่งเซ็กเมนต์ได้แล้วหลังจากนั้นจะหาค่าสะสมความแตกต่างของรหัสลูกโซ่ในแต่ละเซ็กเมนต์เป็นคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรดังรูปที่ 2.18



รูปที่ 2.18 แสดงจุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ได้ [1]

### 2.3 ข้อมูลที่เป็นอินพุตในการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรแบบออนไลน์

การรู้จำลายมือเขียนแบบออนไลน์นั้น อินพุตจะได้มาจากอุปกรณ์การเขียนอิเล็กทรอนิกส์ อุปกรณ์การเขียนอิเล็กทรอนิกส์ซึ่งจะมีอัตราการ Sampling ที่คงที่ตามเวลาดังนั้นลำดับจุดที่ได้จากการเขียนจะมีระยะห่างที่ไม่เท่ากัน ขึ้นอยู่กับว่าการเขียนนั้นเขียนช้าหรือเร็ว ถ้าเขียนช้าก็จะได้ลำดับจุดของตัวอักษรที่เขียนนั้นติดกันมีระยะห่างของจุดที่ Sampling ใกล้เคียงกัน แต่ถ้าเขียนตัวอักษรนั้นเร็วก็จะได้ลำดับจุดของตัวอักษรที่เขียนนั้นห่างกันมีระยะห่างของจุดที่ Sampling ได้นั้นอยู่ห่างกันดังแสดงในรูปที่ 2.19

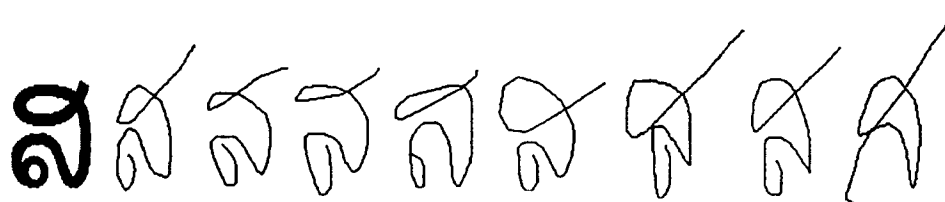


รูปที่ 2.19 แสดงลำดับจุดของตัวอักษรที่ได้ในการเขียนช้าและเร็ว

ในการเข้ารหัสโดยใช้รหัสลูกโซ่แบบแปลทิศทางหรือทิศทางนั้นจะต้องมีการทำการคำนวณหาระยะห่างระหว่างสองจุดไว้ก่อนล่วงหน้าและระยะห่างนั้นจะต้องเป็นระยะห่างที่เหมาะสม แล้วหลังจากนั้นก็ทำการ Re-sampling เพื่อให้ได้จุดที่มีระยะห่างที่เท่ากันทุกจุดก่อนการนำไปเข้ารหัส ซึ่งเราจะเห็นว่าในการเข้ารหัสนั้นมุมระหว่างสองจุดที่มีระยะห่างที่เท่ากันติดกันที่ได้จากการ Sampling ด้วยระยะห่างจะมีการทำการ Sampling มากกว่าการทำ Sampling ด้วยเวลา การ Sampling ด้วยเวลาจะได้ลักษณะที่ไม่เท่ากันของระยะห่าง ดังนั้นการทำการ Re-sampling ของข้อมูลอินพุตจริงเป็นที่จำเป็นเพื่อให้ได้ระยะห่างของช่องว่างของข้อมูลที่เท่ากันก่อนการนำไปเข้ารหัส ในการเข้ารหัสลูกโซ่จะใช้การคำนวณหาขนาดของวงรหัสนี้เป็นรหัสและเวกเตอร์ที่ไปหา node ที่อยู่ใกล้ที่สุดที่หาได้จะเป็น Code และจะทำแบบนี้เป็นขั้นๆ ไป

การหาลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการเข้ารหัสแบบนี้จะเห็นได้ว่ามีหลายขั้นตอนและเสียเวลามากพร้อมกันนี้คุณลักษณะเด่นที่ได้นั้นก็ยังมีคามยืดหยุ่นน้อยสำหรับตัวอักษรที่มีการหมุนหรือมีรูปร่างที่มีการเปลี่ยนแปลงที่ไม่คงที่ซึ่งเกิดมาจากการเขียนตัวอักษรที่เร็ว ตัวอักษรที่เขียนเร็วบางครั้งจะมีหัวที่กว้าง บางครั้งไม่มีหัว บางครั้งหางสั้น บางครั้งหางยาว และตัวอักษรจะมีการหมุน ดังแสดงในรูปที่ 2.20

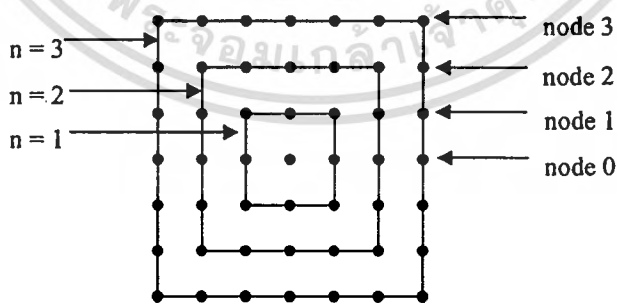
แต่สำหรับการเข้ารหัสด้วยรหัส GCC แล้วไม่จำเป็นต้องทำการ Re-sampling ก่อนการเข้ารหัสจะเห็นว่าการเข้ารหัสแบบ GCC นั้นจะมีการเข้ารหัสที่น้อยและไม่เสียเวลาในการทำการ Re-sampling ใหม่ก่อนการเข้ารหัส



รูปที่ 2.20 แสดงตัวอักษรที่เขียนเร็ว

## 2.4 รหัสลูกโซ่แบบ GCC (Generalize chain code)

รหัสลูกโซ่จะมีเทคนิควิธีการที่แตกต่างออกไปในการเข้ารหัส รหัสลูกโซ่แบบ GCC เป็นรหัสลูกโซ่ที่ใช้กลุ่มของรหัสที่เป็นวงรหัส (Coding ring) ที่มีจุดกึ่งกลางเพียงจุดเดียว สำหรับการเข้ารหัส จุดประสงค์เพื่อให้มีการเข้ารหัสของข้อมูลที่ได้จากการ Sampling ตามเวลาให้น้อยสุด ระยะห่างระหว่างสองจุดของลายมือเขียนที่ได้จากอุปกรณ์เขียนอิเล็กทรอนิกส์ ซึ่งได้จากความถี่ในการ Sampling ของ Tablet และความเร็วของการเขียน รวมไปถึงการลากปากกานั้นเป็นไปอย่างรวดเร็วและต่อเนื่องบน Tablet surface ข้อมูลที่จับได้คือจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงไปเรื่อยๆ ตามเวลาและการลากปากกา จุดที่ได้จะติดกันหากการเขียนนั้นมีการลากปากกาคด้วยความเร็วต่ำ และจุดที่ได้จะอยู่ห่างกันเมื่อการเขียนนั้นมีการลากปากกาในการเขียนด้วยความเร็วที่สูง ถ้าใช้รหัสลูกโซ่แบบแปรทิศทางหรือสี่ทิศทางในการเข้ารหัสจะทำให้มีการสูญเสียข้อมูลของลายมือเขียนแบบ Dynamic ด้วยเหตุผลของการทำการ Re-sampling ก่อนการเข้ารหัส ตัวแปรที่เป็นระยะห่างระหว่างสองจุดที่เชื่อมต่อกันคือข้อมูลของความเร็วในการเขียนเพราะความถี่ในการ Sampling ของ Tablet นั้นจะคงที่ เวลาที่ได้ของสองจุดที่ติดกันของการลากปากกานั้นจะเท่ากัน ในการเข้ารหัส GCC นั้น รหัส GCC จะประกอบด้วยตัวแปรสองตัวก็คือตัวแรกจะเป็นตัวที่กำหนดวงจรรหัสที่มีลำดับเป็น  $n$  และวงจรจะประกอบไปด้วย  $M$  node เมื่อ  $M = (8 \times n)$  และ  $n = 1, 2, 3, \dots$  และวงจรลำดับที่  $n$  สามารถที่จะคำนวณได้จากค่าใหญ่สุดของความแตกต่างระหว่างตัวแปรสองจุดมีลำดับติดกันในแนวแกน  $x$  หรือ  $y$  ตัวแปรที่สองคือ node ที่มีอยู่ในแต่ละวงจรรหัส node มีลำดับที่  $i$  เมื่อ  $i = 1, 2, 3, \dots, (8 \times n)$  ทุกๆจุดที่ได้มาจากการเขียนโดย Tablet ยกเว้นจุดเริ่มต้นสามารถที่จะกำหนดเป็นรหัสได้โดยสองตัวแปรนี้ บนพื้นฐานการกำหนดให้วงจรรหัสมีจุดใจกลางเดียวที่เป็นจุดก่อนหน้า นี้ ทุกๆลายมือเขียนสามารถที่จะเข้ารหัสได้เริ่มตั้งแต่เมื่อตำแหน่งปากกานั้นวางลงที่ตำแหน่ง  $x, y$  และตามด้วยรหัส GCC ที่ได้นำเสนอไป ดังรูปที่ 2.21



รูปที่ 2.21 แสดงส่วนประกอบของรหัสลูกโซ่แบบ GCC วงรหัสของและจำนวน node ที่มีในแต่ละวงจรรหัส

## 2.5 การเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC

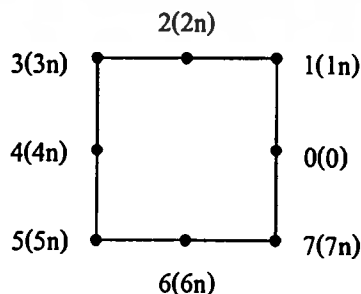
ในการคำนวณหารหัสลูกโซ่แบบ GCC สิ่งหนึ่งที่จะต้องหาหาก็คือเวกเตอร์ node ที่อยู่ใกล้สุดที่ติดกับเส้นโค้งบนรหัสที่เป็นวงสี่เหลี่ยมที่มีจุดกึ่งกลางเพียงจุดเดียวคือจุดที่ทำการเข้ารหัสก่อนหน้านี้ GCC เป็นกลุ่มพิเศษของรหัสลูกโซ่ที่ใช้หลายวงรหัส ซึ่งจะทำการกำหนดว่าเป็นวงรหัส (Ring) ที่เท่าใดนั้นขึ้นอยู่กับว่าจุดนั้นห่างจากจุดกึ่งกลางนั้นด้วยความยาวเท่าใด เช่นถ้าจุดห่างจากจุดกึ่งกลางด้วยความยาวเท่าสามก็จะเป็นวงที่สาม โดยในการหาว่าเป็นวงรหัสที่เท่าใดนั้นเราสามารถหาได้จากความแตกต่างระหว่างสองจุดที่มีลำดับติดกันตามแกน x และ y ตามสมการที่ 1 ถ้าค่าความแตกต่างในแกนใดมีค่ามากก็จะเอาค่านั้นมากำหนดเป็นระยะห่างของวงรหัสซึ่งก็จะเป็นตัวบอกว่าเป็นวงรหัสที่เท่าไร

$$n = |\max(x_2 - x_1)| \text{ หรือ } n = |\max(y_2 - y_1)| \quad (1)$$

เพื่อให้มีการเข้ารหัสข้อมูลที่ได้จากการ Sampling ตามเวลาให้น้อยและเร็วขึ้นจะทำการเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC รหัสลูกโซ่แบบ GCC ไม่ต้องการคำนวณขนาดของวงรหัสใดๆเลย ตั้งแต่ที่ได้รวมเอาขอบเขตความเป็นไปได้ทั้งหมดของวงรหัสตั้งแต่ 1 ถึงเลขที่เป็นจำนวนเต็มทั้งหมดที่เป็นเลขบอกที่อยู่ในขอบเขตที่มากที่สุดของความแตกต่างระหว่างสองจุดที่มีลำดับติดกันในแกน x หรือ y ที่เป็นส่วนหนึ่งของการลากปากกา รหัสลูกโซ่แบบ GCC ในการเข้ารหัส นุ่มและข้อมูลของระยะห่างของเวกเตอร์ระหว่างสองจุดที่มีลำดับติดกันเป็นการเปรียบเทียบขอบเขตรหัสที่พัฒนาขึ้นมาสำหรับการเขียน การนำเสนอ GCC นั้นง่ายตั้งแต่ขอบเขตของรหัสนั้นถูกนำมาเป็นตัวอ้างอิงในการเข้ารหัส และเราได้กำหนด Normalized GCC (NGCC) เป็นรหัส  $C_i$  ซึ่งคำนวณได้ตามสมการ 2

$$C_i = \text{node} / n \quad (2)$$

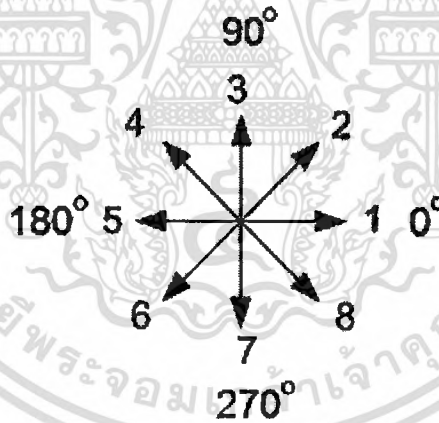
NGCC จะมีค่าเป็น Dynamic โดยจะมีขอบเขตอยู่ในช่วง  $0 < i/n < 8$  เมื่อทำการลด (reduce) วงรหัส NGCC จะมีเพียง 8 node หลักๆเท่านั้นดังแสดงรูปที่ 2.22



รูปที่ 2.22 GCC เมื่อทำการ Normalized แล้วจะเหลือเพียง 8 node ต่อวงรหัส

รหัส NGCC Ci จะอธิบายถึงค่าขาดตัว (Absolute) ข้อมูลของทุกเส้นเชื่อมต่อ (Link) ของ NGCC โดยไม่ขึ้นอยู่กับข้อกำหนดรหัสลำดับที่ n ของรหัสลูกโซ่ NGCC ที่เริ่มต้นใช้ ตัวอย่าง ถ้ารหัส NGCC มีเส้นเชื่อมต่อที่มีค่า 0.78 เราจะได้รหัสลูกโซ่ในระบบของเราเป็น  $1+0.78=1.78$  เพราะรหัสลูกโซ่ของเราที่นำมาใช้ในที่นี่จะเริ่มต้นด้วย 1 จนถึง 8.99 ซึ่งรหัสลูกโซ่ที่มีค่า 1.87 ก็จะได้เส้นเชื่อมต่อที่มีค่าอยู่ระหว่างสองเส้นเชื่อมต่อที่ติดกันที่มี node หลักคือ 0 และ 1 และมุมของมันจะมีค่าอยู่ในช่วงของ  $0 < \theta < 45$  องศาซึ่งการนำเสนอรหัส NGCC จะเทียบเท่ากับมุมที่ทำการ quantization ดังแสดงในรูปที่ 2.23 รหัสลูกโซ่แบบ GCC นี้จะเป็นรหัสลูกโซ่ที่มีค่าเป็นทศนิยมที่มีค่าเริ่มตั้งแต่ 1 ถึง 8.99

GCC จะมีตัวแปรที่ความยาว l ที่คำนวณได้จากความห่างระหว่างสองจุดที่เชื่อมต่อกัน คือความยาวของเวกเตอร์ ซึ่งเป็นข้อมูลที่ใช้ในการหาว่าการเขียนนั้นเขียนด้วยความเร็ว หรือช้า จากค่าคงที่ของการ sampling ของ tablet ถ้าเส้นเชื่อมต่อกันระหว่างสองจุดที่ได้ยาวจะเป็นตัวที่บอกว่าการเขียนนั้นเขียนด้วยความเร็วสูง ในขณะที่เส้นเชื่อมต่อที่สั้นจะเป็นตัวที่บอกว่าการเขียนนั้นเขียนด้วยความเร็วต่ำ ดังนั้น GCC จะเป็นการกำหนดข้อมูลของการเขียนที่เป็นแบบ Dynamic ซึ่งจะไม่สามารถหาได้จากรหัสลูกโซ่ธรรมดาทั่วไป ดังนั้นลายมือเขียนสามารถที่จะดึงออกมาได้ตามลำดับของเวลาในการเข้ารหัส GCC



รูปที่ 2.23 รหัสลูกโซ่แบบ GCC ที่ทำการ quantization แล้ว

และต่อไปนี้จะเป็นการตัวอย่างการหารหัสลูกโซ่แบบ GCC ของตัวอักษรลายมือเขียน โดยสมมุติว่าจุดที่ Sampling ได้จากเขียนนั้นมีจุดดังนี้ P1 (344,183); P2 (343,186); P3 (342,187); P4 (340,188) รูปที่ 2.24(ก) ในการคำนวณหารหัสลูกโซ่ระหว่างจุด P1 และ P2 มีดังนี้ ก่อนอื่นจะคำนวณหาวงรหัสก่อนว่าอยู่ในวงรหัสที่เท่าไร ซึ่งคำนวณดังนี้

$$n = |\text{MAX}(P2(X) - P1(X))| = |\text{MAX}(343 - 344)| = 1 \text{ หรือ}$$

$$n = |\text{MAX}(P2(Y) - P1(Y))| = |\text{MAX}(186 - 183)| = 3$$

ซึ่งจะเลือกเอาตัวที่มีค่ามากที่สุดนั่นคือ 3 แสดงว่าอยู่ในวงรหัสที่ 3 หลังจากนั้นก็จะทำการหาว่าระหว่างสองจุดนั้นห่างกันเท่าใด ซึ่งคำนวณหาได้ดังนี้

$$\text{Length} = \sqrt{1^2 + 3^2} = 3.1622$$

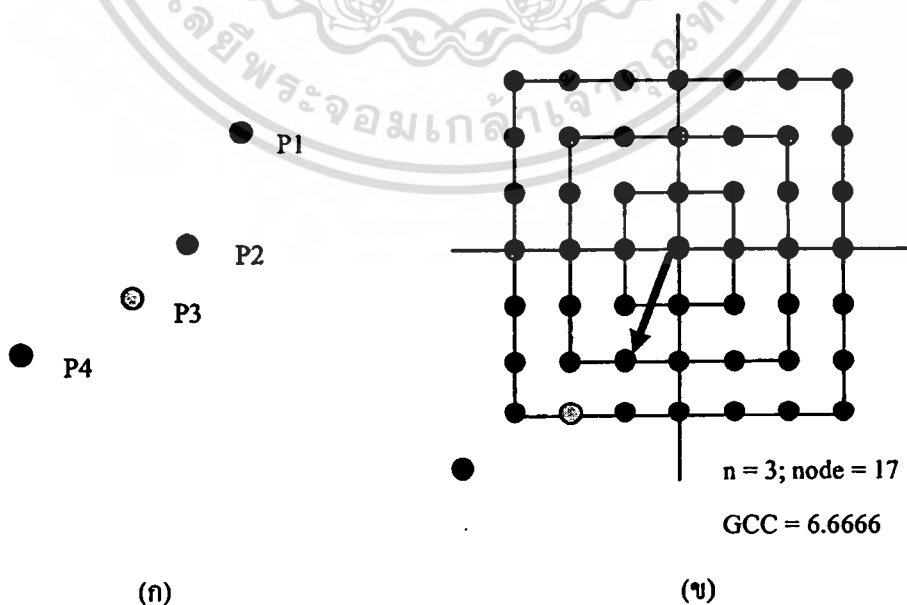
จากนั้นก็ทำการคำนวณหาว่าจุดที่ได้นั้นตกอยู่ใน node ใดในวงรหัสที่ 3 ซึ่งในวงรหัสที่ 3 จะมีจำนวน node ทั้งหมดเท่ากับ  $8 \times 3 = 24$  node ซึ่งในนี้จะเป็น node ที่ 17 ดังรูปที่ 2.24 (ข) เมื่อได้แล้วก็จะทำการหาว่าเป็นรหัสลูกโซ่ที่เท่าใดซึ่งเราจะได้จาก

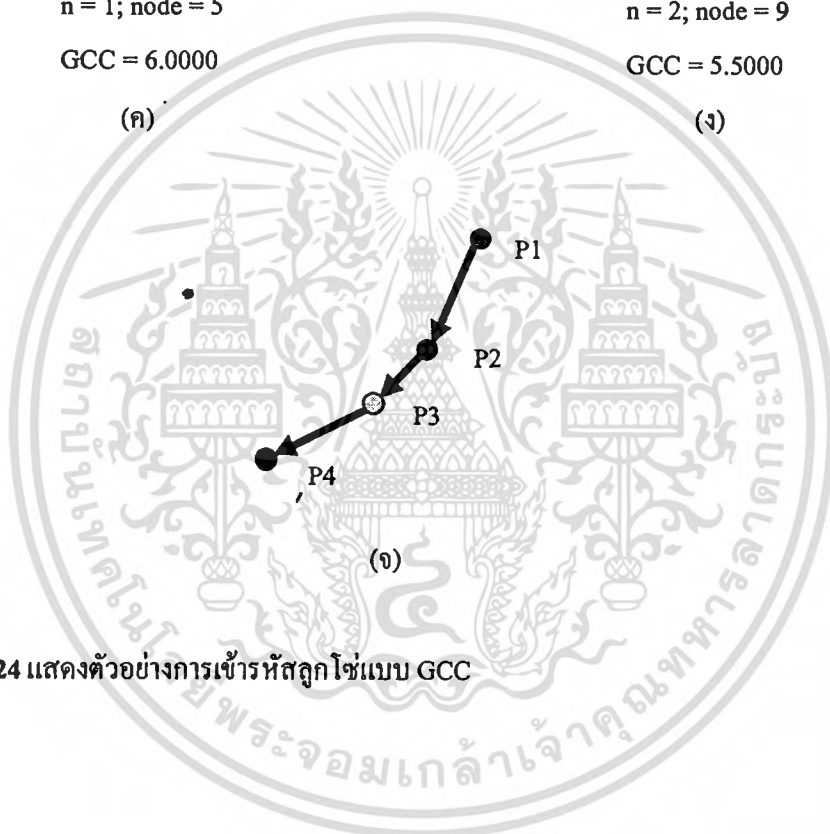
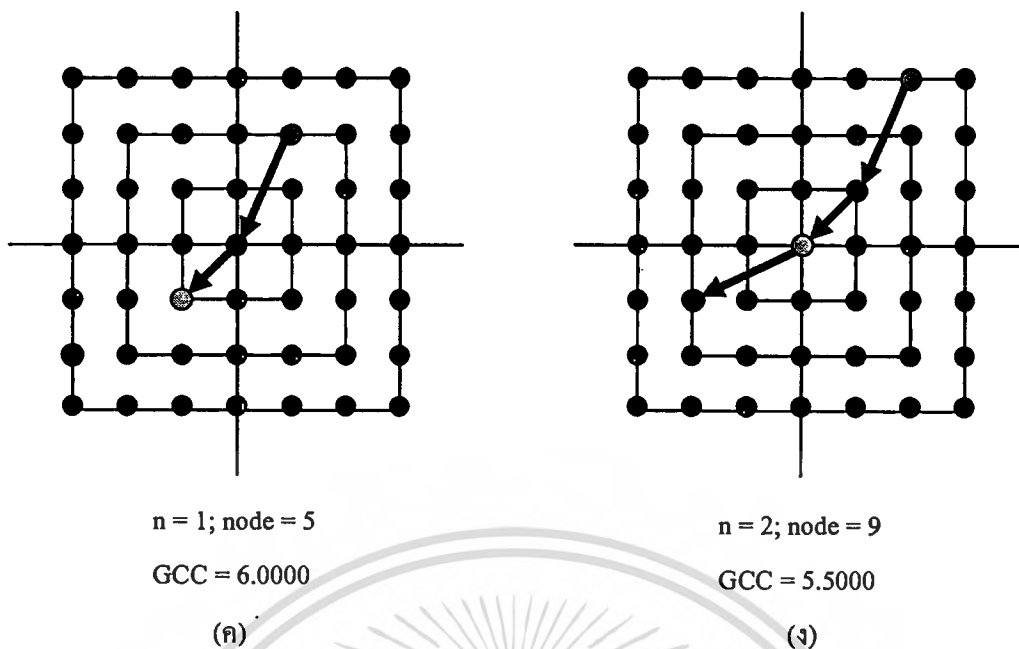
$$C_i = \text{node}/n = 3/17 = 5.6666$$

แต่เนื่องจากรหัส GCC ของเรานั้นเริ่มต้นจาก 1 เป็นต้นไปจึงรหัส

$$\text{GCC} = C_i + 1 = 5.6666 + 1 = 6.6666$$

และจุดต่อไปก็จะทำเช่นเดียวกันนี้ไปเรื่อยไปจนครบทุกจุดที่ได้ในการเขียนตัวอักษรดังรูปที่ 2.24 (ก) รูปที่ 2.24 (ง) ซึ่งก็จะทำให้เราได้รหัสลูกโซ่แบบ GCC ของตัวอักษรที่เขียนนั้นดังแสดงในรูปที่ 2.24 (จ)





รูปที่ 2.24 แสดงตัวอย่างการเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

## บทที่ 3

# การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยใช้จุดเปลี่ยนทิศ ในการเขียน

### 3.1 บทนำ

การดึงเอาคุณลักษณะของตัวอักษร (Feature Extraction) เป็นขบวนการที่สำคัญในการรู้จำตัวอักษรทั้งแบบออนไลน์ และออฟไลน์ ทั้งตัวอักษรพิมพ์และลายมือเขียน เพราะระบบการรู้จำจะสามารถทำการรู้จำได้ดีหรือไม่ขึ้นอยู่กับคุณสมบัติหลักๆสองอย่างคือ หนึ่งการเลือกคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร (Feature) สองการเลือกตัวที่จะมาทำการรู้จำ (Recognizers) ที่ทำการรู้จำคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรแต่ละตัว ดังนั้นการหาและการเลือกคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรจึงเป็นส่วนที่สำคัญเพราะคุณลักษณะเด่นจะบ่งบอกถึงตัวอักษรตัวนั้นๆและตัวอักษรแต่ละตัวก็จะมีคุณลักษณะเด่นที่เฉพาะของมันที่แตกต่างกัน

### 3.2 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยการแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร

การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรตามบทความของ Hung Yuen [1] ได้มีการนำเสนอการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรดังนี้ จุดต่างๆที่ได้จากการ Sampling ของอุปกรณ์ Tablet จะทำการเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC ดังแสดงในรูปที่ 3.1 แล้วหลังจากนั้นก็ทำการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร ในการหาคุณลักษณะของตัวอักษรนั้นจะหาโดยแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซ็กเมนต์ซึ่งสามารถที่จะแยกตัวอักษรออกเป็นเซ็กเมนต์ที่ต่างกัน ได้ เมื่อแต่ละเซ็กเมนต์ มีรูปร่างของมันเอง เซ็กเมนต์สามารถที่จะแยกออกจากกันได้ด้วยวิธีการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ แล้วหาค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละเซ็กเมนต์นั้น

#### 3.2.1 การหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ตัวอักษรโดยใช้จุดที่มีมุมหักมาก

ในการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นสามารถหาได้จากค่าความแตกต่าง Diffcode โดยที่จุดแบ่งเซ็กเมนต์นี้จะเป็จุดที่มีการเขียนตัวอักษรเป็นโครงสร้างที่มีมุมหักที่มีค่านูนมากหรือเป็นจุดที่มีการเขียนที่ลากเส้นไปแล้วลากเส้นกลับ (จุด Retrace point) ซึ่งจุดนี้จะเป็จุดที่มีค่าความแตกต่าง Diffcode ที่มีค่ามาก ค่า Diffcode นี้จะเป็ความแตกต่างของรหัสลูกโซ่ GCC สองตัวที่อยู่ติดกันที่เชื่อมต่อกัน ซึ่งค่าความแตกต่าง Diffcode นี้สามารถหาได้ดังนี้เรากำหนดโดยให้ Diffcode เป็นค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่แบบ GCC เราสามารถคำนวณหา Diffcode ดังสมการที่ 3

$$\text{Diffcode}_i = \text{GCC}_{i+1} - \text{GCC}_i$$

(3)

	GCC	Length
Ci[0]	6.000000	Leng 1.414214
Ci[1]	5.000000	Leng 2.000000
Ci[2]	5.311916	Leng 4.123106
Ci[3]	5.000000	Leng 2.000000
Ci[4]	5.000000	Leng 2.000000
Ci[5]	4.000000	Leng 1.414214
Ci[6]	4.000000	Leng 1.414214
Ci[7]	2.748668	Leng 5.099020
Ci[8]	1.590334	Leng 2.236068
Ci[9]	8.915243	Leng 15.033297
Ci[10]	8.000000	Leng 4.242640
Ci[11]	7.590334	Leng 4.472136
Ci[12]	7.819331	Leng 5.000000
Ci[13]	7.180669	Leng 7.071068
Ci[14]	7.251332	Leng 5.099020
Ci[15]	7.251332	Leng 10.198039
Ci[16]	7.251332	Leng 5.099020
Ci[17]	7.311916	Leng 4.123106
Ci[18]	2.884569	Leng 11.045361
Ci[19]	2.902251	Leng 13.038404
Ci[20]	2.819331	Leng 7.071068
Ci[21]	2.515524	Leng 5.385165
Ci[22]	2.859106	Leng 9.055386
Ci[23]	3.115431	Leng 22.090721
Ci[24]	3.409666	Leng 3.162278
Ci[25]	3.543199	Leng 12.083046
Ci[26]	4.115432	Leng 7.810250
Ci[27]	4.688084	Leng 8.246211
Ci[28]	5.140893	Leng 9.055386
Ci[29]	5.789726	Leng 8.602325
Ci[30]	7.819331	Leng 5.000000

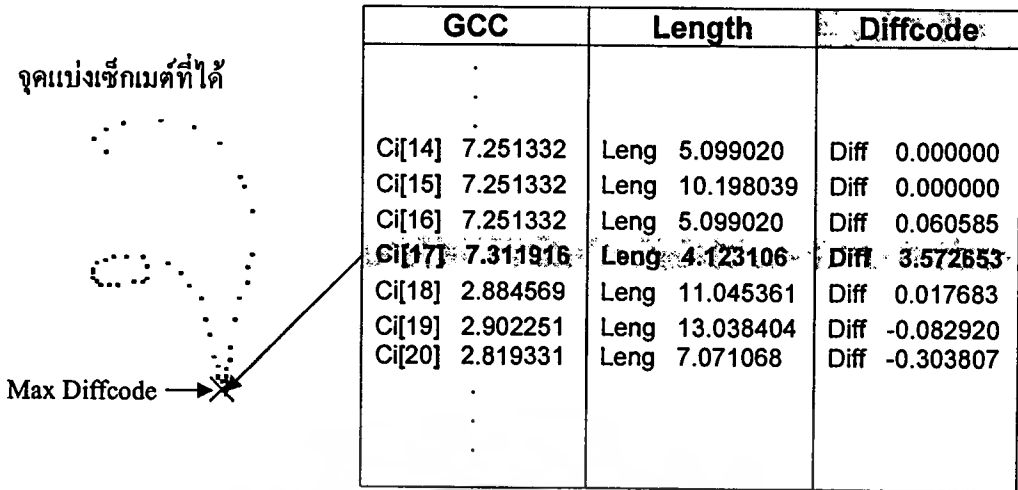
### รูปที่ 3.1 แสดงรหัสลูกโซ่แบบ GCC ที่ได้จากการเขียนตัวอักษร จ

จากสมการ (3) ข้างบนสามารถที่จะหาจุดแบ่งเซกเมนต์ของตัวอักษรได้ หากตัวอักษรนั้นมีมุมหักในการเขียนมากซึ่งก็จะทำให้ได้ค่า Diffcode มีค่ามากไปด้วยและค่า Diffcode จะมีค่าเป็น 0 ถ้าหากว่าเส้นที่เขียนนั้นเป็นเส้นตรงและค่าความแตกต่าง Diffcode จะมีค่าเป็นค่าบวกหากการเขียนนั้นทวนเข็มนาฬิกาและจะมีเป็นลบหากการเขียนนั้นเขียนตามเข็มนาฬิกา

	GCC	Length	Diffcode
Ci[0]	6.000000	Leng 1.414214	Diff -1.000000
Ci[1]	5.000000	Leng 2.000000	Diff 0.311916
Ci[2]	5.311916	Leng 4.123106	Diff -0.311916
Ci[3]	5.000000	Leng 2.000000	Diff 0.000000
Ci[4]	5.000000	Leng 2.000000	Diff -1.000000
Ci[5]	4.000000	Leng 1.414214	Diff 0.000000
Ci[6]	4.000000	Leng 1.414214	Diff -1.251332
Ci[7]	2.748668	Leng 5.099020	Diff -1.158334
Ci[8]	1.590334	Leng 2.236068	Diff -0.675091
Ci[9]	8.915243	Leng 15.033297	Diff -0.915243
Ci[10]	8.000000	Leng 4.242640	Diff -0.409666
Ci[11]	7.590334	Leng 4.472136	Diff 0.228997
Ci[12]	7.819331	Leng 5.000000	Diff -0.638662
Ci[13]	7.180669	Leng 7.071068	Diff 0.070663
Ci[14]	7.251332	Leng 5.099020	Diff 0.000000
Ci[15]	7.251332	Leng 10.198039	Diff 0.000000
Ci[16]	7.251332	Leng 5.099020	Diff 0.060585
Ci[17]	7.311916	Leng 4.123106	Diff 3.572653
Ci[18]	2.884569	Leng 11.045361	Diff 0.017683
Ci[19]	2.902251	Leng 13.038404	Diff -0.082920
Ci[20]	2.819331	Leng 7.071068	Diff -0.303807
Ci[21]	2.515524	Leng 5.385165	Diff 0.343582
Ci[22]	2.859106	Leng 9.055386	Diff 0.256325
Ci[23]	3.115431	Leng 22.090721	Diff 0.294235
Ci[24]	3.409666	Leng 3.162278	Diff 0.133533
Ci[25]	3.543199	Leng 12.083046	Diff 0.572233
Ci[26]	4.115432	Leng 7.810250	Diff 0.572652
Ci[27]	4.688084	Leng 8.246211	Diff 0.452809
Ci[28]	5.140893	Leng 9.055386	Diff 0.648833
Ci[29]	5.789726	Leng 8.602325	Diff 2.029605
Ci[30]	7.819331	Leng 5.000000	

### รูปที่ 3.2 แสดงรหัสลูกโซ่ GCC และค่าความแตกต่างของรหัสลูกโซ่ (Diffcode)

ซึ่งเราสามารถหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรได้จากค่าความแตกต่าง Diffcode ค่าความแตกต่าง Diffcode จะเป็นตัวที่อธิบายว่าเส้นโค้งนั้นมีความโค้งมากน้อยเพียงใดมีการเขียนไปในทิศทางใดซึ่งจะเป็นการอธิบายถึงรูปร่างเส้นโค้งของลายมือที่ประกอบเป็นตัวอักษร รูปที่ 3.2 แสดงให้เห็นค่าความแตกต่าง Diffcode ของตัวอักษร จากรูปที่ 3.2 เราจะได้ค่าความแตกต่าง Diffcode มีค่ามากที่สุดคือตำแหน่งที่ 17 เราใช้จุดนี้เป็นตัวบอกว่าเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรดังแสดงในรูปที่ 3.3 จุดแบ่งเซ็กเมนต์คือตำแหน่งที่ 17 ซึ่งแบ่งตัวอักษรออกเป็นสองเซ็กเมนต์ ค่า Diffcode ทำให้เรารู้ได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร



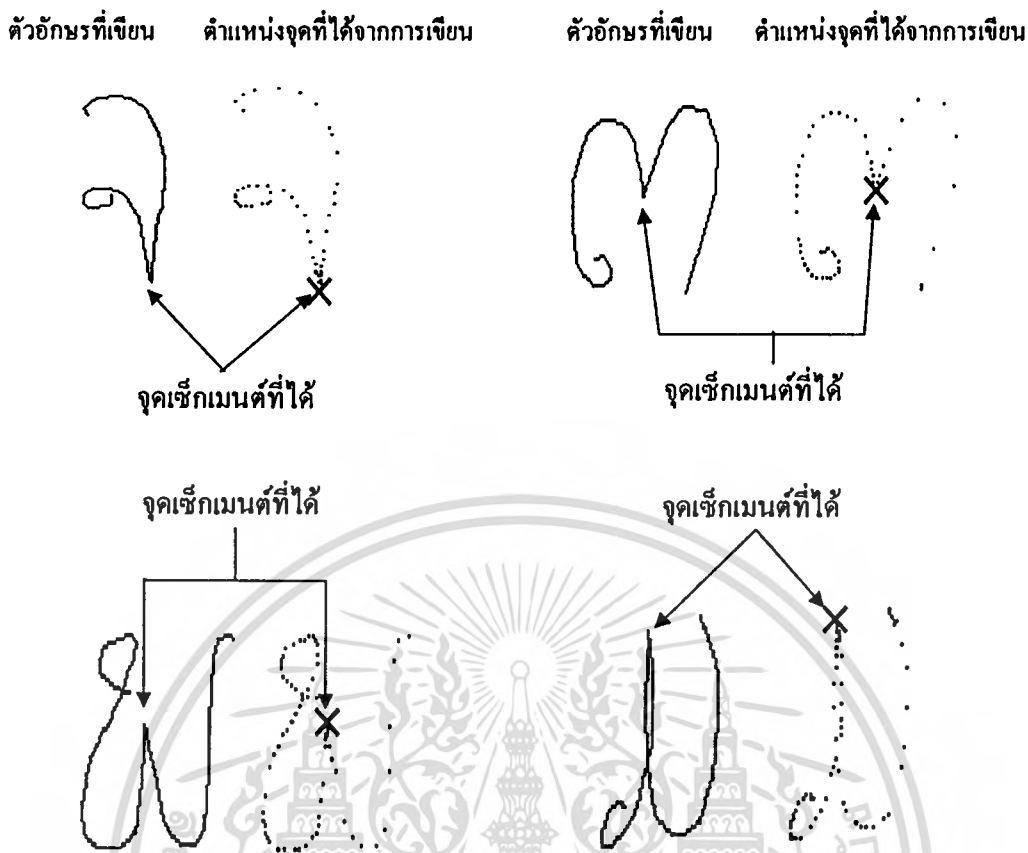
รูปที่ 3.3 แสดงจุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ได้จากการหาโดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียน

### 3.2.2 คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้

คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรจะทำการหาดังนี้ เมื่อได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรแล้วก็จะทำการหาค่าสะสม (Cumulative) ของค่าความแตกต่าง Diffcode ที่อยู่ในแต่ละเซ็กเมนต์นั้น โดยรวมค่าเหล่านั้นเข้าด้วยกันดังตารางที่ 3.1 แสดงค่าสะสมในแต่ละเซ็กเมนต์แล้วก็จะเอาค่าสะสมความแตกต่างของค่า Diffcode ที่ได้ในแต่ละเซ็กเมนต์ของตัวอักษรเป็นคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ใช้ในการรู้จำตัวอักษร รูปที่ 3.4 แสดงให้เห็นผลที่ได้ในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีนี้

ตารางที่ 3.1 แสดงค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละเซ็กเมนต์

Point i	0	1	2	.....	16	17	18	.....	28	29	30
Chain Code	6.0000000	5.0000000	5.3119160	.....	7.251332	7.311916	2.884569	.....	5.140893	5.789726	7.81933
Diff code	1.0000000	-0.3119160	-0.3119160	.....	0.060585	3.572653	0.017683	.....	0.648833	2.029605	
Cumulative Diff			-6.748668						8.568001		
Segment			1						2		



ตัวอักษรที่เขียน      ตำแหน่งจุดที่ได้จากการเขียน      ตัวอักษรที่เขียน      ตำแหน่งจุดที่ได้จากการเขียน

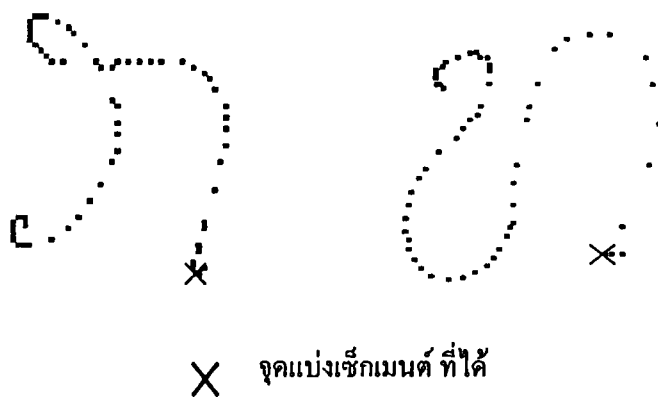
รูปที่ 3. 4 แสดงจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ได้

จากการทดลอง การหาจุดแบ่งเช็กเมนต์ด้วยวิธีการนี้เห็นว่า ได้ผลที่ยังไม่ดีพอ เนื่องจากว่า ตัวอักษรลาวแต่ละตัวนั้นมีโครงสร้างที่ต่างกันมีมุมหักในการเขียนที่มากน้อยต่างกัน และการเขียน ตัวอักษรของคนเราแต่ละคนก็แตกต่างกัน แม้แต่คนเดียวก็เขียนตัวอักษรตัวเดียวกันในแต่ละครั้งก็ไม่เหมือนเดิมดังนั้น จึงทำให้การหาคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีดังกล่าวนี้หาคุณลักษณะเด่นของ ตัวอักษร ไม่ได้ดีเท่าที่ควร การหาคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีการนี้จะขึ้นอยู่กับรูปแบบลายมือการเขียน ตัวอักษร และการตั้งค่า Threshold ให้กับค่าที่เป็นจุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรเช่นถ้าเราให้ค่า Threshold มีค่าต่ำก็จะได้จุดแบ่งเช็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นหลายจุด ตัวอักษรตัวที่เป็น Pattern เดียวกันแต่ละตัวจะได้จุดแบ่งเช็กเมนต์ที่ต่างกันมีจำนวนของเช็กเมนต์ที่ต่างกัน เช่นมีหนึ่ง เช็กเมนต์สองเช็กเมนต์สามเช็กเมนต์สี่เช็กเมนต์... ซึ่งทำให้ได้คุณลักษณะเด่นที่ไม่แน่นอนและ ยากในการที่จะนำไปทำการรูปจำซึ่งคุณลักษณะเด่นนี้จะขึ้นกับการเขียน ดังรูปที่ 3.5 แสดงจุดแบ่ง เช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ขึ้นอยู่กับการเขียนและการตั้งค่า Threshold



รูปที่ 3.5 แสดงจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรที่ขึ้นอยู่กับ การเขียนและการตั้งค่า Threshold ที่น้อย

แต่ถ้าเราตั้งค่า Threshold ให้มีค่ามากก็จะทำให้ไม่สามารถที่จะหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรที่เขียนที่มีมุมหักที่น้อยหรือมีมุมหักที่มีค่ามากแต่ไม่มากพอที่จะเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรได้ ตัวอักษรลาวโดยส่วนใหญ่แล้วจะประกอบด้วยเส้น โค้งซึ่งเส้น โค้ง เส้น โค้งที่มีความโค้งที่สม่ำเสมอ ดังนั้นจึงทำให้ค่าความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละจุดนั้นมีค่าน้อย ซึ่งทำให้ไม่สามารถที่จะหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ได้ หรือได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ไม่ใช่จุดเดิม หรือจุดที่ไม่น่าจะเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ในรูปที่ 3.6 แสดงตัวอักษรที่ไม่สามารถหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ได้

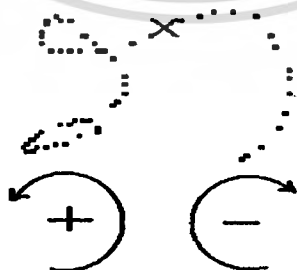


หาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ไม่ได้

รูปที่ 3.6 ตัวอักษรที่ไม่สามารถหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ได้เมื่อตั้งค่า Threshold ที่ใหญ่

### 3.3 การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรตามทิศการเขียน (ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา)

จะเห็นว่า การหาด้วยวิธีการข้างบนนั้นยังได้คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรภาษาลาวนั้นยังไม่ดี จำนวนเซ็กเมนต์ของตัวอักษรมีจำนวนมากน้อยไม่เท่ากันขึ้นอยู่กับทิศการเขียนของผู้เขียนและการตั้งค่า Threshold ดังนั้นเราจึงทำการหาคุณลักษณะเด่นด้วยวิธีการใหม่ โดยแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซ็กเมนต์แต่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นจะเป็นจุดเปลี่ยนทิศทางในการเขียนตัวอักษรตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา ดังรูปที่ 3.7 ในการหาจะมีขั้นตอนดังนี้



รูปที่ 3.7 หาจุดแบ่งเซ็กเมนต์จากจุดที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศทางในการเขียนตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา

### 3.3.1 การกำจัดสัญญาณรบกวน

ก่อนการทำการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นเราจะทำการกำจัดสัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นเนื่องจากการเขียนของผู้เขียนซึ่งสัญญาณรบกวนนี้จะมีผลต่อการหาเซ็กเมนต์ของตัวอักษร สัญญาณรบกวนนี้จะเป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเขียนของผู้เขียนคือส่วนที่สะบัดที่เกิดขึ้นในเวลาเขียนตัวอักษร ในตอนแรก คือตอนที่เริ่มวางปากกากลางในการเขียนและเวลาขยปากกาขึ้นซึ่งจะทำให้เกิดการสะบัดขึ้นในส่วนนี้เช่นในรูปที่ 3.8



รูปที่ 3.8 แสดงส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนที่เกิดจากการเขียนของผู้ที่เขียน

สัญญาณรบกวนที่เกิดขึ้นในลักษณะนี้เราสามารถที่จะตรวจสอบและกำจัดได้ด้วยการดูค่าความแตกต่าง Diffcode ของตัวอักษรตัวนั้นในส่วนแรกและส่วนสุดท้ายของรหัสลูกโซ่ เนื่องจากว่าในส่วนที่เป็นการเขียนที่สะบัดที่เกิดขึ้นจากการเขียนในส่วนต้นและท้ายของตัวอักษรนั้นจะมีมุมของการเขียนที่หักมาก ดังนั้นเราสามารถที่จะตรวจสอบหาส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนนี้ได้ โดยการตรวจสอบและกำจัดสัญญาณรบกวนในส่วนนี้ดังนี้ เนื่องจากว่าส่วนที่สะบัดนี้จะมีมุมในการเขียนที่หักมากดังนั้น เราจะดูจากค่าความแตกต่าง Diffcode ในการตรวจสอบส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวนนี้ โดยเอาค่าความแตกต่าง Diffcode สองตัวที่ติดกัน เอามาบวกเข้าด้วยกันแล้วตรวจสอบดูว่าค่าที่ได้ นั้นมีค่ามากกว่าค่า Threshold ที่ตั้งไว้หรือไม่ ถ้ามีค่ามากกว่าค่า Threshold (ในที่นี้มีค่าเท่า 2) ที่ตั้งไว้ก็จะตรวจสอบว่าตำแหน่งของค่าความแตกต่าง Diffcode สองตัวที่เอามาบวกกันนั้นอยู่ในช่วงตำแหน่งสิบเปอร์เซ็นต์แรกของตำแหน่งค่าความแตกต่าง Diffcode ทั้งหมดหรือไม่ หรือ อยู่ในช่วงตำแหน่งสิบเปอร์เซ็นต์สุดท้ายของตำแหน่งค่าความแตกต่าง Diffcode ทั้งหมดหรือไม่ ถ้าใช่ก็จะทำการตรวจสอบต่อว่าความยาว (Length) ของรหัสลูกโซ่ GCC ของสองจุดนั้นเมื่อบวกกันแล้วมีความยาวมากกว่าค่าที่เรากำหนดไว้หรือไม่ ในที่นี้เราตั้งค่าความยาวไว้ที่ 10 เพราะถ้าหากว่ามีค่าน้อยกว่า 10 ก็แสดงว่าเป็นส่วนที่เป็นสัญญาณรบกวน จะกำจัดในส่วนนี้ออกไปโดยการตัดส่วนนี้ออก แต่ถ้ามีความยาวที่มากแล้วจะไม่ใช่สัญญาณรบกวนดังนั้นเราสามารถที่จะใช้วิธีการนี้ในการตรวจสอบหาสัญญาณรบกวนและกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดังรูปที่ 3.9



รูปที่ 3.9 แสดงตัวอักษรหลังการกำจัดสัญญาณรบกวน

### 3.3.2 การหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรโดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียน

จากค่า Diffcode เราสามารถที่จะหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรได้ โดยจุดแบ่งเซ็กเมนต์นี้จะเปลี่ยนทิศทางการเขียนตัวอักษรตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกาจุดแบ่งเซ็กเมนต์นี้กำหนดให้เป็นจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงของค่า Diffcode ที่มีการเปลี่ยนแปลงค่าจากค่าบวกที่ติดกันหลายๆค่าเป็นลบที่ติดกันหลายๆค่า หรือเปลี่ยนจากลบที่ติดกันหลายๆค่าเป็นบวกที่ติดกันหลายๆค่า โดยที่ค่า Diffcode จะเป็นการอธิบายว่าเส้นโค้งของลายมือนั้นมีการวาดไปในแนวใด ตัวอย่างหากมีค่า Diffcode เป็นค่าบวกทั้งหมดจนถึงจุดที่เป็นจุดเปลี่ยนแปลงทิศของการเขียนและหลังจากนั้นค่า Diffcode จะเป็นค่าลบทั้งหมด ในการสร้างเส้นโค้งขึ้นมาจากการวาดนั้น หากมีการวาดเส้นโค้งไปในทิศทางทวนเข็มนาฬิกาจะทำให้รหัสลูกโซ่ GCC มีค่าเพิ่มขึ้นเป็นผลทำให้ค่าความแตกต่าง Diffcode มีค่าเป็นบวกทั้งหมด ในขณะที่การวาดไปในทิศตามเข็มนาฬิกาจะทำให้มีค่ารหัสลูกโซ่ GCC มีค่าลดลงเป็นผลให้ค่าความแตกต่าง Diffcode นั้นเป็นลบทั้งหมด สำหรับเส้นตรงนั้นจะทำให้ค่ารหัส GCC มีค่าคงที่ดังนั้นจะทำให้ค่าความแตกต่าง Diffcode มีค่าเป็น 0 ซึ่งจากจุดนี้เราสามารถแบ่งเซ็กเมนต์ตัวอักษรได้โดยการดูที่เครื่องหมายของค่าความแตกต่าง Diffcode ที่มีการเปลี่ยนแปลงจากบวกไปลบ หรือลบไปบวกเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร โดยทั่วไปแล้วตัวอักษรลายมือเขียนตัวเดียวกันสามารถที่จะแบ่งเป็นเซ็กเมนต์ที่เหมือนกันได้โดยจุดที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศซึ่งจะเป็นจุดที่แบ่งระหว่างสโตรกที่แตกต่างกันของตัวอักษรออกจากกัน ค่า Diffcode อยู่ในแต่ละเซ็กเมนต์จะมีคุณสมบัติที่เหมือนกันดังนั้นเราจะรวมค่าความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละเซ็กเมนต์เข้าด้วยกันเราจะได้ค่าสะสม Diffcode เป็น  $S_1, S_2, S_3, \dots$  ซึ่งค่าเหล่านี้จะเป็นส่วนหนึ่งที่ใช้ในการแบ่งแยกตัวอักษรต่อไป

### 3.3.3 การกำจัดจุดสัญญาณรบกวนที่ไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร

ในการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้น จุดแบ่งเซ็กเมนต์จะหาได้จากการเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายของค่าความแตกต่าง Diffcode ซึ่งในค่าความแตกต่าง Diffcode ที่มีการเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากบวกไปลบ

หรือจากลบไปบวกนั้น มันก็จะมีจุดที่มีการเปลี่ยนแปลงเครื่องหมายจากบวกไปลบหรือจาก ลบไปบวกแต่ไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรซึ่งเราเรียกจุดนี้ว่าเป็นจุดสัญญาณรบกวนจุดที่เป็นจุดสัญญาณรบกวนนี้จะทำให้ได้จุดที่เป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรเพิ่มขึ้น ซึ่งจำเป็นจะต้องหาวิธีกำจัดจุดที่ไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์นี้ ซึ่งในนี้จะทำการกำจัดจุดที่ไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ดังนี้ ในการพิจารณาค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดที่  $i$  ว่าเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์หรือไม่เราจะพิจารณาค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดรอบๆ ด้วย เช่น ถ้าหากว่าเครื่องหมายค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดที่  $i$  มีค่าเป็นบวกแล้วค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดก่อนหน้า  $i$  มีเครื่องหมายเป็นลบและค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดหลัง  $i$  มีค่าเป็นบวกก็แสดงว่าจุดที่  $i$  นั้นเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ดังตารางที่ 3.2 (ก) แสดงจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร แต่ถ้าหากว่าเครื่องหมายค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดที่  $i$  มีค่าเป็นบวกแล้วค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดก่อนหน้า  $i$  มีเครื่องหมายเป็นลบและค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดหลัง  $i$  มีค่าเป็นลบก็จะพิจารณาค่าความแตกต่าง Diffcode ที่  $i$  ว่ามีค่ามากกว่าหรือเท่ากับ 1 หรือไม่ ถ้ามากกว่าหรือเท่ากับ 1 ก็แสดงว่าเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร แต่ถ้าหากว่าค่าความแตกต่าง Diffcode มีค่าน้อยกว่า 1 ก็แสดงว่าจุดนั้นไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ตารางที่ 3.2 (ข) แต่ถ้าหากว่าค่าความแตกต่าง Diffcode ณ จุดที่  $i$  มีค่าเท่ากับค่าก่อนหน้าจุดที่  $i$  หรือจุดหลังจาก  $i$  และมีเครื่องหมายที่ต่างกันนั้นก็ไม่ใช่จุดแบ่งเซ็กเมนต์ดังแสดงในตารางที่ 3.2 (ค)

ตารางที่ 3.2 แสดงการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร

ตารางที่ 3.2 (ก)

		Diffcode[i-1]	Diffcode[i]	Diffcode[i+1]	
จุดที่ $i$	25	26	27	28	29
Chain code	2.902251	2.819331	2.515524	3.859106	3.115431
Diff code	-0.08292	-0.303807	1.343582	0.256325	0.294235

ตารางที่ 3.2 (ข)

		Diffcode[i-1]	Diffcode[i]	Diffcode[i+1]	
จุดที่ $i$	9	10	11	12	13
Chain code	8.915243	8.000000	7.590334	7.819331	7.180669
Diff code	-0.915243	-0.409666	0.228997	-0.638662	

ตารางที่ 3.2 (ก)

		Diffcode[i-1]	Diffcode[i]	Diffcode[i+1]	
จุดที่ $i$	19	20	21	22	23
Chain code	2.902251	2.819331	2.515524	2.859106	3.115431
Diff code	-0.08292	-0.303807	<b>0.343582</b>	0.256325	0.294235

### 3.3.4 คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้

เมื่อได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรแล้วก็จะทำการหาค่าสะสมของค่าความแตกต่าง Diffcode ในแต่ละเซ็กเมนต์ โดยจะได้ค่าสะสมของค่าความแตกต่าง Diffcode เป็นค่าบวกหากว่าเซ็กเมนต์นั้นเขียนไปในทิศทวนเข็มนาฬิกา และค่าสะสมของค่าความแตกต่าง Diffcode เป็นค่าลบหากว่า Segment นั้นเขียนไปในทิศตามเข็มนาฬิกา จากคุณลักษณะบนพื้นฐานของการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศทางในการเขียนตัวอักษรเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ โดยสามารถหาจุดแบ่งนี้ได้จากค่า Diffcode ค่าสะสมของค่าความแตกต่าง Diffcode ที่ได้จะไม่ขึ้นกับการ Translate การหมุนซึ่งทำให้ได้เซ็กเมนต์ที่เหมือนกันถึงแม้ว่าจะมีขนาดที่แตกต่างหรือมีขนาดที่ไม่คงที่ ก็เช่นเดียวกันกับการทำ Scaling เพราะว่าเส้นโค้งที่มีรูปร่างที่เหมือนกันแต่มีขนาดที่แตกต่างจะให้ผลของการแบ่งเซ็กเมนต์ที่เหมือนกันดังรูปที่ 3.10



รูปที่ 3.10 แสดงจุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศในการเขียนตัวอักษร

### 3.3.5 การลดจำนวนเซ็กเมนต์ของตัวอักษร

ในการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์แบบนี้แล้วหาค่าสะสมค่าความแตกต่างในแต่ละเซ็กเมนต์ ซึ่งทำให้เราได้คุณลักษณะเด่นของตัวอักษรและจำนวนเซ็กเมนต์ของตัวอักษร แต่ว่าคุณลักษณะเด่นและจำนวนเซ็กเมนต์ที่ได้นั้นอาจจะมีเซ็กเมนต์บางเซ็กเมนต์ที่เป็นเซ็กเมนต์ที่มีค่าน้อยมากเป็นเซ็กเมนต์

ที่ไม่ใช่เช็กเมนต์จริงดังนั้นเราก็จะทำการกำจัดเช็กเมนต์ นี้หรือทำการลดจำนวนของเช็กเมนต์ลง โดยการทำการลดจำนวนของเช็กเมนต์จะทำตามเงื่อนไขดังนี้

1. จะทำการลดจำนวนของเช็กเมนต์ ลงถ้าหากว่าเช็กเมนต์ที่เรากำลังพิจารณานั้นมีสะสมค่าความแตกต่าง Diffcode น้อยกว่า 0.8
2. จะทำการลดจำนวนของเช็กเมนต์ ลงถ้าหากว่าเช็กเมนต์ที่เรากำลังพิจารณานั้นมีความยาวของเช็กเมนต์น้อยกว่า 4 % จากความยาวทั้งหมดของตัวอักษร

ตัวอย่างพิจารณาตัวอักษร จ จากรูปที่ 3.11 เราจะได้จุดแบ่งเช็กเมนต์คือตำแหน่งจุดที่ 13, 19, 21 ตารางที่ 3.3 จะเป็นการหาค่าสะสมค่าความแตกต่าง Diffcode ซึ่งทำให้ เราได้เช็กเมนต์สี่เช็กเมนต์ รูปที่ 3.12 ในนี้เราจะเห็นได้ว่าในเช็กเมนต์ที่สามจะมีค่าสะสมความแตกต่างของ Diffcode น้อยกว่าค่าที่เรากำหนดให้เป็นเช็กเมนต์คือน้อยกว่า 0.8 ดังนั้นเราจะทำการลดเช็กเมนต์นี้ลงโดยการเอาเช็กเมนต์นี้ไปรวมเข้ากับเช็กเมนต์ก่อนหน้านี (เช็กเมนต์ที่สอง) หลังจากที่เอาไปรวมกับเช็กเมนต์ก่อนหน้านีแล้วก็จะทำให้เช็กเมนต์ที่สองและที่สี่เป็นเส้น โคง์เคียงกัน เส้น โคง์ที่เขียนไปในทิศเดียวกันดังนั้นเราจะรวมเช็กเมนต์ที่สองและเช็กเมนต์ที่สี่เข้าด้วยกัน หลังจากรวมเข้ากันหมดแล้วเราก็จะได้ตัวอักษร จ ในตอนแรกที่มีสี่เช็กเมนต์ก็จะเหลือเพียงแค่สองเช็กเมนต์ดังรูปที่ 3.13 และในรูปที่ 3.14 จะเป็นการเปรียบเทียบคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้จากการหาจุดแบ่งเช็กเมนต์โดยจุดที่มีมุมหักในการเขียนที่มากและการแบ่งเช็กเมนต์จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน

GCC		Length		Diffcode	
Ci[0]	6.000000	Leng	1.414214	Diff	-1.000000
Ci[1]	5.000000	Leng	2.000000	Diff	0.311916
Ci[2]	5.311916	Leng	4.123106	Diff	-0.311916
Ci[3]	5.000000	Leng	2.000000	Diff	0.000000
Ci[4]	5.000000	Leng	2.000000	Diff	-1.000000
Ci[5]	4.000000	Leng	1.414214	Diff	0.000000
Ci[6]	4.000000	Leng	1.414214	Diff	-1.251332
Ci[7]	2.748668	Leng	5.099020	Diff	-1.158334
Ci[8]	1.590334	Leng	2.236068	Diff	-0.675091
Ci[9]	8.915243	Leng	15.033297	Diff	-0.915243
Ci[10]	8.000000	Leng	4.242640	Diff	-0.409666
Ci[11]	7.590334	Leng	4.472136	Diff	0.228997
Ci[12]	7.819331	Leng	5.000000	Diff	-0.638662
<b>Ci[13]</b>	<b>7.180669</b>	<b>Leng</b>	<b>7.071068</b>	<b>Diff</b>	<b>0.070663</b>
Ci[14]	7.251332	Leng	5.099020	Diff	0.000000
Ci[15]	7.251332	Leng	10.198039	Diff	0.000000
Ci[16]	7.251332	Leng	5.099020	Diff	0.060585
Ci[17]	7.311916	Leng	4.123106	Diff	3.572653
Ci[18]	2.884569	Leng	11.045361	Diff	0.017683
<b>Ci[19]</b>	<b>2.902251</b>	<b>Leng</b>	<b>13.038404</b>	<b>Diff</b>	<b>-0.082920</b>
Ci[20]	2.819331	Leng	7.071068	Diff	-0.303807
<b>Ci[21]</b>	<b>2.515524</b>	<b>Leng</b>	<b>5.385165</b>	<b>Diff</b>	<b>0.343582</b>
Ci[22]	2.859106	Leng	9.055386	Diff	0.256325
Ci[23]	3.115431	Leng	22.090721	Diff	0.294235
Ci[24]	3.409666	Leng	3.162278	Diff	0.133533
Ci[25]	3.543199	Leng	12.083046	Diff	0.572233
Ci[26]	4.115432	Leng	7.810250	Diff	0.572652
Ci[27]	4.688084	Leng	8.246211	Diff	0.452809
Ci[28]	5.140893	Leng	9.055386	Diff	0.648833
Ci[29]	5.789726	Leng	8.602325	Diff	2.029605
Ci[30]	7.819331	Leng	5.000000	Diff	0.550559

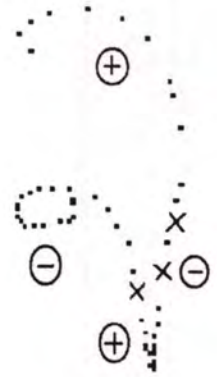
รูปที่ 3.11 แสดงจุดเช็กเมนต์ที่ได้

ตารางที่ 3.3 แสดงจุดเช็กเมนต์ที่ได้

Point /	0	.....	12	13	14	.....	18	19	20	21	.....	29	30
Chain Code	6.000	.....	7.819	7.181	7.251	.....	2.885	2.902	2.819	2.516	.....	5.790	7.819
Diff code	-1.00	.....	-0.64	0.071	0.000	.....	0.018	-0.08	-0.30	0.344	.....	2.030	
Cumulative Diff	<b>-6.819331</b>			<b>3.721584</b>				<b>-0.386727</b>			<b>5.303807</b>		
Segment	<b>1</b>			<b>2</b>				<b>3</b>			<b>4</b>		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

หาจุดแบ่งเซ็กเมนต์จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน + -		
จำนวนเซ็กเมนต์ก่อนลด	ค่าสะสม Diffcode	ค่าสะสม Length %
Segment 1	-6.819331	24.76813104
Segment 2	3.721584	20.93215682
Segment 3	-0.386727	9.872840611
Segment 4	5.303807	44.42687154



รูปที่ 3.12 แสดงเซ็กเมนต์ที่ได้ในการหาจากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน

หาจุดแบ่งเซ็กเมนต์จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน + -		
จำนวนเซ็กเมนต์หลังการลด	ค่าสะสม Diffcode	ค่าสะสม Length %
Segment 1	-6.819331	24.76813104
Segment 2	9.412118	75.23186896



รูปที่ 3.13 แสดงจำนวนเซ็กเมนต์ของตัวอักษรหลังการลดจำนวนเซ็กเมนต์แล้ว

หาในแบบเดิม

หาในแบบใหม่



รูปที่ 3.14 แสดงการเปรียบเทียบคุณลักษณะเด่นที่หาได้จากการแบ่งเซ็กเมนต์โดยจุดที่มีมุมหักในการเขียนที่มากและการแบ่งเซ็กเมนต์จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน

### 3.3.6 กลุ่มเช็กเมนต์ของตัวอักษรที่ได้

จากการหาลักษณะเด่นของตัวอักษรด้วยวิธีการแบ่งเช็กเมนต์ตัวอักษรจากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียนตัวอักษรและตั้งค่าในการลดจำนวนเช็กเมนต์ดังนี้ ให้ค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode เป็น 0.8 และให้ค่าความยาวของเช็กเมนต์เท่า 4 % จากความยาวทั้งหมดของตัวอักษรจะได้กลุ่มของตัวอักษรที่มีจำนวนเช็กเมนต์ดังในตารางที่ 3.4 สำหรับภาษาลาวและตารางที่ 3.6 สำหรับภาษาไทย

ตารางที่ 3.4 แสดงกลุ่มเช็กเมนต์ของตัวอักษรลาวที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเช็กเมนต์เท่ากับ 4 %

จำนวน ตัวอักษร	จำนวนเช็กเมนต์																	
	S1+	S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-	S8+	S8-	S9+	S9-
345	ก	0	0	259	0	41	7	28	2	6	0	1	0	0	0	0	0	1
349	ຂ	0	9	0	106	3	183	7	15	1	18	4	2	1	0	0	0	0
352	ຄ	0	158	6	20	0	132	9	9	0	17	0	0	0	1	0	0	0
327	ງ	0	262	7	10	0	44	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0
229	ຈ	0	0	0	197	2	7	0	17	2	0	0	4	0	0	0	0	0
250	ຊ	0	49	1	46	0	61	2	81	0	8	0	2	0	0	0	0	0
257	ດ	0	205	7	16	1	27	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
263	ຕ	0	11	0	2	0	204	7	24	0	15	0	0	0	0	0	0	0
253	ນ	0	0	78	0	46	25	18	79	4	0	1	2	0	0	0	0	0
252	ທ	0	2	1	2	0	208	6	28	2	3	0	0	0	0	0	0	0
375	ນ	0	2	0	290	4	42	0	28	0	9	0	0	0	0	0	0	0
257	ບ	1	0	0	205	4	35	0	9	0	3	0	0	0	0	0	0	0
256	ປ	2	0	1	86	4	154	0	6	1	1	0	1	0	0	0	0	0
251	ຜ	101	0	3	4	123	0	9	2	6	0	3	0	0	0	0	0	0
258	ຝ	43	0	61	0	67	2	82	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
252	ພ	1	0	0	81	2	10	0	129	4	20	0	4	0	1	0	0	0
199	ຟ	0	0	0	26	0	24	1	52	0	86	0	4	0	6	0	0	0
251	ມ	173	0	21	3	47	0	3	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0
253	ຍ	141	0	7	5	82	0	10	4	1	2	1	0	0	0	0	0	0
257	ຮ	0	0	195	0	17	16	23	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0
266	ລ	0	0	0	227	5	5	0	27	0	1	0	1	0	0	0	0	0
267	ວ	223	0	2	15	24	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
306	ສ	1	0	4	226	3	60	0	10	0	2	0	0	0	0	0	0	0
259	ຫ	4	0	9	4	1	217	3	7	0	11	0	2	0	1	0	0	0
263	ອ	219	0	6	20	11	2	1	1	3	0	0	0	0	0	0	0	0
257	ຢ	81	0	37	3	66	0	51	10	3	2	4	0	0	0	0	0	0
249	ຮ	0	0	38	0	173	0	17	7	14	0	0	0	0	0	0	0	0

ซึ่งตัวอักษรที่อยู่ในแต่ละกลุ่มเช็กเมนต์จะแสดงได้ดังในตารางที่ 3.5




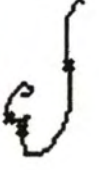
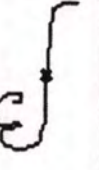




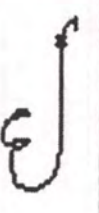
เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.5 แสดงตัวอย่างตัวอักษรลาวในแต่ละกลุ่มเซ็กเมนต์ที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 4 %










จำนวนเซ็กเมนต์												
	S2+	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S6+	S9-				
ກ	ກ	ກ	ກ	ກ	ກ	ກ	ກ	ກ				
	S1-	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	
ຂ	ຂ	ຂ	ຂ	ຂ	ຂ	ຂ	ຂ	ຂ				
	S1-	S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-	S7-				
ຄ	ຄ	ຄ	ຄ	ຄ	ຄ	ຄ	ຄ	ຄ				
	S1-	S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6-				
ງ	ງ	ງ	ງ	ງ	ງ	ງ	ງ	ງ				
	S2-	S3+	S3-	S4-	S5+	S6-	S6+					
ຈ	ຈ	ຈ	ຈ	ຈ	ຈ	ຈ						
	S1-	S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6-				
ຊ	ຊ	ຊ	ຊ	ຊ	ຊ	ຊ	ຊ	ຊ				
	S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4-						
ດ	ດ	ດ	ດ	ດ	ດ	ດ						
	S1-	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-						
ຕ	ຕ	ຕ	ຕ	ຕ	ຕ	ຕ						
	S2+	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S6+	S6-				
ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ	ກຸ				
	S1-	S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-				
ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ				
	S1-	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-						
ຜ	ຜ	ຜ	ຜ	ຜ	ຜ	ຜ	ຜ	ຜ				
	S1+	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-						
ຝ	ຝ	ຝ	ຝ	ຝ	ຝ	ຝ	ຝ	ຝ				
	S2-	S3+	S3-	S4-	S5+	S5-	S6-	S7-				
ພ	ພ	ພ	ພ	ພ	ພ	ພ	ພ	ພ				
	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6-	S7-					
ຟ	ຟ	ຟ	ຟ	ຟ	ຟ	ຟ	ຟ	ຟ				
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4+	S5+						
ມ	ມ	ມ	ມ	ມ	ມ	ມ	ມ	ມ				
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+			
ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ	ຍ		
	S2+	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-					
ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ				
	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-	S5+	S6-					
ລ	ລ	ລ	ລ	ລ	ລ	ລ						
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4+	S4-						
ວ	ວ	ວ	ວ	ວ	ວ	ວ						
	S2+	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-						
ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ						
	S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5-	S6-	S7-		
ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ	ຫ		
	S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+				
ອ	ອ	ອ	ອ	ອ	ອ	ອ	ອ	ອ				
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+			
ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ	ຢ			
	S2+	S3+	S4+	S4-	S5+							
ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ	ຮ						

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

และตัวอย่างจุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ได้ในตัวอักษรแสดงในรูปที่ 3.15

จ	Seg2-	ย	Seg1+	Seg3+	Seg4+	Seg2+
						
						

รูปที่ 3.15 แสดงตัวอย่างจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรลาวที่ตั้งค่า Diffcode 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์ เท่ากับ 4 %

Seg 1-	Seg 2+	Seg 3 -
		
		
		

รูปที่ 3.16 แสดงตัวอย่างเซ็กเมนต์ของตัวอักษรไทยที่ตั้งค่า Diffcode 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์ เท่ากับ 4 %

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.6 แสดงกลุ่มเช็กเมนต์ของตัวอักษรไทยที่ได้โดยตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเช็กเมนต์เท่ากับ 4 %

จำนวนตัวอักษร		จำนวนเช็กเมนต์															
		S1+	S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-	S8+	S8-
118	ก	0	29	24	7	2	48	1	4	0	2	0	1	0	0	0	0
135	ข	1	17	1	89	0	22	0	4	1	0	0	0	0	0	0	0
136	ค	0	3	125	1	4	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
125	ฅ	0	0	0	13	0	1	0	102	1	7	0	1	0	0	0	0
146	ง	0	90	5	27	2	16	1	3	0	2	0	0	0	0	0	0
147	จ	12	0	1	122	1	1	0	9	0	0	0	1	0	0	0	0
134	ฉ	0	0	0	43	12	0	0	73	3	2	0	1	0	0	0	0
127	ช	0	3	0	8	0	97	0	14	1	4	0	0	0	0	0	0
129	ฌ	0	0	0	3	0	7	0	15	0	96	1	6	0	1	0	0
139	ฎ	0	0	0	35	0	16	0	79	0	7	0	0	0	2	0	0
14	ญ	0	0	0	11	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
122	ฎ	0	0	0	13	65	2	25	0	12	1	4	0	0	0	0	0
113	ฏ	0	0	0	0	12	0	3	2	64	0	12	1	18	0	1	0
14	ฐ	0	0	0	0	7	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0
91	ท	0	1	0	0	0	19	0	0	0	65	0	6	0	0	0	0
123	ฒ	0	0	0	15	1	0	0	85	1	11	4	1	2	2	0	0
120	ณ	0	7	0	0	0	29	1	1	0	80	2	0	0	0	0	0
135	ด	0	111	4	4	0	15	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
120	ต	0	7	0	0	0	95	3	6	0	7	2	0	0	0	0	0
113	ถ	0	0	1	1	0	87	6	11	2	4	0	1	0	0	0	0
136	ฑ	0	38	2	3	0	85	1	4	0	3	0	0	0	0	0	0
124	ฒ	1	0	36	2	11	23	5	8	17	10	1	6	2	1	0	1
108	ณ	0	30	9	0	0	65	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0
115	บ	6	0	0	65	2	13	0	20	0	5	1	2	0	1	0	0
112	ป	3	0	2	62	3	11	0	28	1	2	0	0	0	0	0	0
112	พ	10	0	2	0	93	0	3	0	4	0	0	0	0	0	0	0
110	ผ	10	0	2	0	81	0	8	1	8	0	0	0	0	0	0	0
112	พ	0	0	0	28	1	6	1	60	2	13	0	0	1	0	0	0
112	พ	0	1	0	14	1	4	0	85	1	3	0	3	0	0	0	0
118	ภ	0	0	55	0	14	0	42	1	4	1	0	0	1	0	0	0
119	ม	0	0	0	103	2	10	0	2	0	0	0	1	1	0	0	0
105	ย	43	0	2	1	39	0	0	1	19	0	0	0	0	0	0	0
107	ร	0	0	28	0	70	0	0	2	5	0	0	0	2	0	0	0
107	ล	0	0	0	92	4	1	0	8	2	0	0	0	0	0	0	0
100	ว	82	0	2	7	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	ส	1	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
116	ห	5	0	14	17	2	67	0	5	0	5	0	0	0	1	0	0
120	ฬ	0	0	0	16	5	3	0	92	0	1	0	3	0	0	0	0
114	อ	62	0	0	4	44	0	0	1	2	0	0	0	1	0	0	0
212	ช	114	0	2	4	86	0	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0

และตัวอักษรที่อยู่ในแต่ละกลุ่มเช็กเมนต์จะแสดงได้ดังในตารางที่ 3.7

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.7 แสดงตัวอย่างตัวอักษรไทยในกลุ่มเซ็กเมนต์ที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.8 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 4 %

		จำนวนเซ็กเมนต์												
		S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5-	S6-				
ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก				
		S1+	S1-	S2+	S2-	S3-	S4-	S5+						
ข	ข	ข	ข	ข	ข	ข	ข	ข						
		S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+							
ค	ค	ค	ค	ค	ค	ค								
		S2-	S4-	S5+	S5-	S6-	S3-	S4+						
ฅ	ฅ	ฅ	ฅ	ฅ	ฅ	ฅ								
		S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S5-						
ง	ง	ง	ง	ง	ง	ง	ง	ง						
		S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4-	S6-						
จ	จ	จ	จ	จ	จ	จ	จ	จ						
		S2-	S3+	S4-	S5+	S5-	S6-							
ฉ	ฉ	ฉ	ฉ	ฉ	ฉ	ฉ	ฉ	ฉ						
		S1-	S2-	S3-	S4-	S5+	S5-	S4+						
ช	ช	ช	ช	ช	ช	ช	ช	ช						
		S2-	S3-	S4-	S5-	S6+	S6-	S7-						
ฌ	ฌ	ฌ	ฌ	ฌ	ฌ	ฌ	ฌ	ฌ						
		S2-	S3+	S3-	S4+	S5+	S5-	S6+	S4-					
ญ	ญ	ญ	ญ	ญ	ญ	ญ	ญ	ญ						
		S3+	S4+	S4-	S5+	S6+	S6-	S7+	S8+					
ฎ	ฎ	ฎ	ฎ	ฎ	ฎ	ฎ	ฎ	ฎ						
		S1-	S3-	S5-	S6-	S3+		S4+	S4-	S5+				
ฏ	ฏ	ฏ	ฏ	ฏ	ฏ	ฏ	ฏ	ฏ						
		S2-	S3+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-	S9+			
ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ	ฐ
		S1-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6+			S5+				
ฑ	ฑ	ฑ	ฑ	ฑ	ฑ	ฑ	ฑ	ฑ						
		S1-	S2+	S2-	S3-	S5-		S4+	S4-	S5+				
ฒ	ฒ	ฒ	ฒ	ฒ	ฒ	ฒ	ฒ	ฒ						
		S1-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6+			S5+				
ณ	ณ	ณ	ณ	ณ	ณ	ณ	ณ	ณ						
		S1-	S2+	S2-	S3-	S5-		S4+	S4-	S5+				
ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด						
		S1-	S3-	S4+	S4-	S5-	S6+							
ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด	ด						
		S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6-					
ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก	ก						
		S1-	S2+	S2-	S3-	S4+	S4-	S5-						
ท	ท	ท	ท	ท	ท	ท	ท	ท						
		S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-
ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ	ธ
		S1-	S2+	S3-	S4+	S4-								
น	น	น	น	น	น	น	น	น						
		S1+	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-	S6+	S6-	S7-				
บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ	บ
		S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4-	S5+	S5-					
ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป	ป
		S1+	S2+	S3+	S4+	S5+	S3-							
ผ	ผ	ผ	ผ	ผ	ผ	ผ	ผ	ผ						

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

	S1+	S2+	S3+	S4+	S4-	S5+													
ฝ	ฝ	ฝ	ฝ	ฝ	ฝ	ฝ													
	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S7+											
พ	พ	พ	พ	พ	พ	พ	พ	พ											
	S1-	S2-	S3+	S3-	S4-	S5+	S5-	S6-											
ฟ	ฟ	ฟ	ฟ	ฟ	ฟ	ฟ	ฟ	ฟ											
	S2+	S3+	S4+	S4-	S5+	S5-	S7+												
ภ	ภ	ภ	ภ	ภ	ภ	ภ	ภ	ภ											
	S2-	S3+	S3-	S4-	S6-	S7+	S6+												
ม	ม	ม	ม	ม	ม	ม													
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4-	S5+	S4+												
ย	ย	ย	ย	ย	ย	ย													
	S2+	S3+	S4-	S5+	S7+	S3-	S4+												
ร	ร	ร	ร	ร	ร	ร													
	S2-	S3+	S3-	S4-	S5+		S4+												
ล	ล	ล	ล	ล	ล														
	S1+	S2+	S2-	S3+		S3-	S4+	S4-											
ว	ว	ว	ว	ว															
	S1+	S2+	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-	S7-											
ห	ห	ห	ห	ห	ห	ห	ห	ห											
	S2-	S3+	S3-	S4-	S5-	S6-	S4+												
ฬ	ฬ	ฬ	ฬ	ฬ	ฬ	ฬ													
	S1+	S2-	S3+	S4-	S5+	S7+	S4+												
อ	อ	อ	อ	อ	อ	อ													
	S1+	S2+	S2-	S3+	S4+	S4-													
ฮ	ฮ	ฮ	ฮ	ฮ	ฮ	ฮ													

ถ้าหากว่าเราตั้งค่าในการลดจำนวนของเช็กเมนต์ของตัวอักษรลงโดยให้ระสมความแตกต่าง Diffcode เป็น 0.6 และให้ค่าความยาวของเช็กเมนต์เท่า 2 % จากความยาวทั้งหมดของตัวอักษร จะทำให้เราได้จำนวน เช็กเมนต์ของตัวอักษรเพิ่มขึ้นดังแสดงในตารางที่ 3.8 สำหรับอักษรลาว และ ตารางที่ 3.9 สำหรับอักษรไทย ซึ่งการเพิ่มขึ้นของเช็กเมนต์นี้เป็นผลที่ไม่ดีต่อการทำการรู้จำ

ตารางที่ 3.8 แสดงกลุ่มเช็คเมนต์ของตัวอักษรลาที่ได้อิงค่า Diffcode เป็น 0.6 และความยาวของเช็คเมนต์เท่ากับ 2 %

จำนวนตัวอักษร	จำนวนเช็คเมนต์																											
	S1+	S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-	S8+	S8-	S9+	S9-	S10+	S10-	S11+	S11-	S12+	S12-	S13+	S13-	S14+	S14-
345	ก	0	0	153	0	50	7	47	2	27	4	23	2	13	4	3	0	6	0	1	0	2	0	0	1	0	0	0
349	ข	0	7	0	40	1	131	6	26	4	54	12	13	1	21	8	9	1	9	0	4	1	0	0	0	0	0	1
352	ค	0	101	5	31	0	88	11	24	4	29	3	14	3	16	2	10	0	4	3	2	0	1	1	0	0	0	0
327	ง	0	162	13	21	1	78	9	11	0	19	3	3	0	6	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
229	จ	0	0	0	140	7	10	1	43	3	5	1	14	1	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
306	ฉ	1	0	4	137	7	74	0	45	2	19	0	5	0	10	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
250	ช	0	33	1	47	0	31	1	72	5	13	0	30	2	4	0	8	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0
253	ช	66	0	12	6	92	0	16	9	27	3	9	2	9	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
257	ฉ	0	123	10	31	5	51	4	8	0	18	1	1	0	4	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
263	ช	0	4	0	4	0	130	7	33	3	50	2	8	1	16	0	3	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0
253	ช	0	0	41	0	40	14	36	57	20	10	4	21	3	2	1	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
252	ช	0	2	1	1	0	135	21	39	2	34	1	4	1	5	1	2	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
375	น	0	0	0	123	4	49	2	113	9	26	1	31	4	7	0	5	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
257	บ	1	0	0	131	9	47	2	38	3	15	2	8	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
256	ป	1	0	0	53	4	144	6	21	7	16	0	2	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
251	ต	80	0	5	5	86	0	15	5	30	1	11	1	4	2	1	2	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
258	ป	22	0	52	1	42	3	69	3	18	12	23	0	6	0	5	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
252	น	1	0	0	56	2	13	0	89	12	33	2	26	2	7	0	4	2	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0
199	น	0	0	0	17	1	20	1	34	1	74	7	16	0	19	0	0	0	7	0	2	0	0	0	0	0	0	0
251	น	114	0	28	4	57	2	8	2	29	0	5	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
257	ย	41	0	21	3	68	0	58	14	15	4	22	3	5	1	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
266	ล	0	0	0	139	18	10	0	58	11	8	0	15	2	2	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
257	ร	0	0	98	0	20	13	68	4	8	11	15	1	10	4	1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0
267	ว	133	0	17	20	44	2	17	10	8	0	7	5	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
259	น	1	0	11	1	2	135	2	27	0	58	4	10	2	3	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0
263	อ	141	0	16	23	43	5	9	8	9	1	3	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
249	ร	0	0	23	0	103	2	29	10	43	1	13	5	18	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.9 แสดงกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษร ไทยที่ได้ตั้งค่า Diffcode เป็น 0.6 และความยาวของเซ็กเมนต์เท่ากับ 2 %

จำนวนตัวอักษร	จำนวนเซ็กเมนต์																				
	S1+	S1-	S2+	S2-	S3+	S3-	S4+	S4-	S5+	S5-	S6+	S6-	S7+	S7-	S8+	S8-	S9+	S9-	S10+	S10-	S11+
118 ก	0	23	11	7	5	32	6	6	0	14	2	0	0	10	0	0	0	1	0	1	0
135 ข	0	10	1	73	4	25	0	16	2	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0
136 ค	0	1	92	2	12	3	16	0	0	0	7	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0
125 ง	0	0	0	1	1	1	0	93	1	13	0	12	0	3	0	0	0	0	0	0	0
146 จ	0	66	5	18	2	17	4	13	2	5	0	9	0	1	0	3	0	1	0	0	0
147 ฉ	10	0	0	77	1	4	1	31	2	4	0	13	0	0	0	3	1	0	0	0	0
134 ช	0	0	0	32	9	1	0	66	6	5	0	11	2	0	0	2	0	0	0	0	0
127 ซ	0	2	0	6	1	63	5	17	1	16	0	4	1	6	1	0	1	2	0	1	0
129 ฌ	0	0	0	2	0	6	0	9	1	83	2	15	0	6	0	3	0	2	0	0	0
139 ฎ	0	0	0	24	0	20	0	57	4	13	0	16	0	2	0	2	0	1	0	0	0
14 ญ	0	0	0	8	0	5	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
122 ฎ	0	0	0	9	39	3	31	1	21	1	14	0	1	0	2	0	0	0	0	0	0
113 ฏ	0	0	0	0	7	0	4	2	42	0	15	0	36	1	2	0	4	0	0	0	0
14 ฐ	0	0	0	0	0	5	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
91 ฑ	0	0	0	0	0	14	1	1	0	60	2	7	1	4	1	0	0	0	0	0	0
123 ฒ	0	0	0	4	1	0	0	62	4	15	4	23	2	4	1	2	0	0	1	0	0
120 ณ	0	4	0	1	0	27	1	2	0	68	4	1	0	12	0	0	0	0	0	0	0
135 ด	0	79	3	6	0	24	2	4	0	10	0	4	0	2	1	0	0	0	0	0	0
120 ต	0	2	0	0	0	70	6	10	1	24	4	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0
113 ถ	0	0	1	1	0	62	9	13	3	14	1	4	0	2	2	0	0	1	0	0	0
136 ฑ	0	28	1	7	0	79	3	8	1	7	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
124 ฐ	1	0	24	0	12	12	7	3	19	12	5	10	5	6	0	5	1	1	0	1	0
108 ฌ	0	17	5	1	1	68	9	2	0	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
115 บ	6	0	0	44	4	11	0	30	4	8	1	3	1	1	0	0	0	0	0	2	0
112 ป	2	0	1	37	2	9	1	42	3	10	0	3	0	0	1	1	0	0	0	0	0
112 ฝ	6	0	1	0	57	0	6	1	29	0	2	2	6	0	1	0	1	0	0	0	0
110 ฝ	6	0	1	0	55	0	11	4	21	1	1	2	6	0	1	0	1	0	0	0	0
112 ฝ	0	0	0	10	3	5	1	56	2	15	0	13	1	3	1	0	0	0	1	1	0
112 ฝ	0	0	0	6	0	4	0	74	4	7	0	15	1	0	0	1	0	0	0	0	0
118 ก	0	0	33	0	12	2	37	1	14	3	11	1	2	0	2	0	0	0	0	0	0
119 ฌ	0	0	0	83	4	13	2	11	0	3	0	1	1	0	0	0	1	0	0	0	0
105 ฌ	29	0	6	0	32	0	0	2	27	0	2	1	6	0	0	0	0	0	0	0	0
107 ฌ	0	0	14	0	52	1	4	8	11	2	3	1	5	0	1	0	3	0	0	0	2
107 ฌ	0	0	0	48	6	1	0	30	3	0	0	12	4	0	0	2	0	0	0	1	0
100 ฌ	52	0	2	7	29	0	0	2	5	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
24 ฌ	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
116 ฌ	1	0	12	13	4	59	11	4	1	9	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0
120 ฌ	0	0	0	13	1	1	0	83	5	4	0	10	1	0	1	0	0	0	0	1	0
114 ฌ	38	0	2	2	42	0	1	6	20	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0
212 ฌ	92	0	4	4	66	2	22	6	8	0	6	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0

### 3.3.7 ข้อเสียของการหาลักษณะเด่นด้วยวิธีการนี้

การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยการแบ่งเซ็กเมนต์ตามทิศทางของการเขียนสามารถที่จะหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ได้ทุกตัวอักษรและได้คุณลักษณะเด่นที่ค่อนข้างดีและไม่ขึ้นอยู่กับการเขียนตัวอักษร ไม่ขึ้นอยู่กับขนาดของตัวอักษรและการเขียนตัวอักษรที่ช้าหรือเร็วก็ไม่มีผล แต่เนื่องจากการหาในแบบนี้ยังมีบางตัวอักษรที่ต่างกันเมื่อทำการหาเซ็กเมนต์แล้วได้จำนวนของเซ็กเมนต์เท่ากันดังตัวอย่างตารางที่ 3.10 และมีค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันแต่เป็นตัวอักษรที่ต่างกันทำให้เราไม่สามารถแยกออกจากกันได้เช่นตัวอย่างตัวอักษรที่มีสองเซ็กเมนต์ **๕ จ บ ๒ ล** ดังในตารางที่ 3.11 ดังนั้นเราต้องหาวิธีเพื่อมาแยกตัวอักษรเหล่านี้ออกจากกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้าไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 3.10 แสดงกลุ่มตัวอักษรที่ต่างกันแต่มีเช็กเมนต์เท่ากัน

Seg1+	Seg1-	Seg2+	Seg2-	Seg3+	Seg3-	Seg4+	Seg4-
ฅ	ถ	ท	ฑ	ฒ	ฎ	ฏ	ฏ
ฝ	ง	ฑ	จ	ฉ	ถ	ฝ	ฏ
ม	ต	ฝ	น	ม	ต		ฬ
ฉ		ร	บ	ร	ท		
อ			ล		ป		
			ส		ท		

ตารางที่ 3.11 แสดงค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันของตัวอักษรที่ต่างกัน

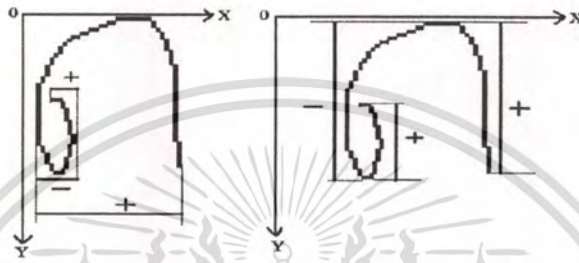
Cumulativ Diffcode					
๕	1	2	3	4	5
seg 1	-0.584182	-0.612194	-0.637535	-0.596017	-0.612194
seg 2	0.47638	0.427905	0.427905	0.394501	0.427905
จ					
seg 1	-0.584182	-0.622869	-0.601073	-0.584182	-0.601073
seg 2	0.50133	0.584182	0.457577	0.414182	0.405177
ม					
seg 1	-0.552867	-0.584182	-0.616955	-0.584182	-0.622869
seg 2	0.47638	0.368578	0.33985	0.427905	0.448843
บ					
seg 1	-0.566144	-0.507643	-0.660669	-0.612194	-0.584182
seg 2	0.448843	0.465003	0.47638	0.427905	0.427905
ล					
seg 1	-0.552866	-0.627444	-0.517364	-0.50133	-0.552867
seg 2	0.457577	0.497357	0.47638	0.489854	0.517364

### 3.3.8 การแก้ปัญหา

ในการที่จะแยกตัวอักษรที่มีจำนวนเช็กเมนต์ที่มีค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันหรือเท่ากันแต่เป็นตัวอักษรที่ต่างกันออกจากกันนั้น เราจะใช้ค่าความยาวที่มีการลากไปตามแกน X แกน Y จากซ้ายไปขวา ขวามาซ้าย จากบนลงล่าง และล่างขึ้นบนดังรูปที่ 3.17 และเปอร์เซ็นต์ของความยาวในแต่ละเช็กเมนต์เมื่อเทียบกับความยาวทั้งหมดของตัวอักษร มาช่วยในการแยกพวกมันออกจากกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

วิธีการนี้เป็นการหาว่าในแต่ละเช็กเมนต์นั้นมีการเขียนไปในทิศทางแนวนอน (ตามแกน X) เท่าไร และ เขียนไปในทางแกนแนวตั้ง (ตามแกน Y) เท่าไร โดยเราสามารถคำนวณได้จากจุดเริ่มต้นของเช็กเมนต์ ถึงจุดจบของเช็กเมนต์แล้วดูว่ามีการเขียนที่ลากไปในทางแนวนอนเท่าไร และมีการเขียนที่ลากไปในแนวตั้งทั้งหมดเท่าไร ในเช็กเมนต์นั้น ซึ่งวิธีการนี้ช่วยให้เราสามารถแยกตัวอักษรที่มีจำนวนของเช็กเมนต์ที่เท่ากันและมีค่า Diffcode ที่ใกล้เคียงกันแต่มีโครงสร้างของเส้น โค้งที่ต่างกันเป็นตัวอักษรคนละตัวกันที่ไม่สามารถแยกออกจากกันได้ในตอนแรกนั้นสามารถแยกออกจากกันได้



รูปที่ 3.17 แสดงตัวอย่างค่าความยาวในแกน X Y ที่จะหาในแต่ละเช็กเมนต์ของตัวอักษร

ในการหาค่าความยาวที่มีการลากไปตามแกน X แกน Y ที่อยู่ในแต่ละเช็กเมนต์นั้นจะทำการหาดังนี้ลำดับแรกจะหาค่าระยะห่างของแต่ละจุดที่ได้จากการเขียนตามแกน X และแกน Y โดยในการหาระยะห่างตามแกน X นั้นก็จะเอาจุดที่ได้ ในแกน X จุดปัจจุบันลบจุดก่อนหน้า แล้วทำแบบเดียวกันนี้ไปทุกจุดในแกน X และในแกน Y ก็ทำเช่นเดียวกันนี้ การคำนวณหาระยะห่างของ X Y คำนวณตามสมการที่ 4

ให้ DiffLengthX เป็นความยาวระหว่างสองจุดที่อยู่ติดกันในแกน X

ให้ DiffLengthY เป็นความยาวระหว่างสองจุดที่อยู่ติดกันในแกน Y

$$\text{DiffLengthX}[i] = X[i+1] - X[i] \quad (4)$$

$$\text{DiffLengthY}[i] = Y[i+1] - Y[i]$$

เมื่อหาระยะห่างได้ครบทุกจุดแล้วก็จะทำการหาว่าในแต่ละเช็กเมนต์นั้นมีความยาวที่ลากจากซ้ายไปขวานั้นมีความยาวเท่าไร โดยค่าความยาวในแต่ละจุดที่ได้ที่มีการลากจากซ้ายไปขวานั้นจะมีค่าเป็นบวก เมื่อรวมค่านี้เข้าด้วยกันแล้วก็จะหาว่ามีการลากเส้นจากขวาไปซ้ายนี้เท่าไร โดยค่าความยาวที่มีการลากเส้นจากขวามาซ้ายนั้นจะมีค่าเป็นลบเราก็จะรวมค่าเหล่านี้เข้าด้วยกัน นี่คือการหาในแนวแกน X และในแต่ละเช็กเมนต์จะหาแบบเดียวกันนี้ แล้วหลังจากนั้นจะคิดเป็นเปอร์เซ็นต์กับความยาวทั้งหมดในเช็กเมนต์นั้น และในแกน Y ก็จะทำเช่นเดียวกันกับแกน X และคิดในแต่ละเช็กเมนต์เหมือนกัน ดังตารางที่ 3.12 จะเป็นตัวอย่างในการหาความยาวตามแกน X แกน Y ใน

เช็ทเมนต์แรกของตัวอักษร จ และรูปที่ 3.18 จะเป็นรูปที่แสดงการเปรียบเทียบความแตกต่างค่า X Y ของตัวอักษร จ และ ฉ ในเช็ทเมนต์แรก และตารางที่ 3.13 จะเป็นการแสดงความแตกต่างของตัวอักษร จ และ ฉ ที่ใช้ความยาวในแกน X แกน Y ในการแยกสองตัวอักษรออกจากกัน

ตารางที่ 3.12 แสดงการหาค่าความยาวตามแกน X แกน Y ในเช็ทเมนต์ที่หนึ่ง

Segment 1											
Point	0	1	2	3	.....	16	17	18	19	20	21
X	270	270	269	267	.....	258	275	278	280	283	284
Y	321	325	326	326	.....	326	320	323	327	331	338
DiffLength X	0	-1	-2	-4	.....	-1	3	2	3	1	1
DiffLength Y	4	1	0	1	.....	-1	3	4	4	7	5
Segment	1										
	X+	X-	Y+	Y-							
	28	-13	31	-9							
Percentage	X+ (%)	X- (%)	Y+ (%)	Y- (%)							
	68.29268	31.70732	77.5	-22.5							



Segment	1			
	X+	X-	Y+	Y-
จ	39	-23	76	-33
	X+ (%)	X- (%)	Y+ (%)	Y- (%)
	62.9	37.1	69.72	30.28

Segment	1			
	X+	X-	Y+	Y-
ฉ	22	-3	7	-17
	X+ (%)	X- (%)	Y+ (%)	Y- (%)
	88	12	29.17	70.83

รูปที่ 3.18 แสดงการเปรียบเทียบความแตกต่างของค่า X Y ของตัวอักษร จ และ ฉ ในเช็ทเมนต์

แรก

ตารางที่ 3.13 แสดงความแตกต่างของตัวอักษร จ และ ฉ ที่ใช้ความยาวในแกน X Y ในการแยก

จ										
	Segment 1					Segment 2				
ตัวที่	sumdiff	X + (%)	X - (%)	Y + (%)	Y - (%)	sumdiff	X + (%)	X - (%)	Y + (%)	Y - (%)
1	-0.584182	70.4545	29.54545	83.63636	16.36364	0.50133	20.83333	79.16667	13.72549	86.27451
2	-0.622869	84.6154	15.38462	85.71429	14.28571	0.584182	13.46154	86.53846	18.86792	81.13208
3	-0.601073	81.25	18.75	85	15	0.457577	7.8125	92.1875	15.04425	84.95575
4	-0.584182	81.6667	18.33333	83.82353	16.17647	0.414182	22	78	32.06107	67.93893
5	-0.601073	63.4921	36.50794	79.54545	20.45455	0.405177	26.19048	73.80952	30.90909	69.09091

ฉ										
	Segment 1					Segment 2				
ตัวที่	sumdiff	X + (%)	X - (%)	Y + (%)	Y - (%)	sumdiff	X + (%)	X - (%)	Y + (%)	Y - (%)
1	-0.552866	71.0526	28.94737	40.90909	59.09091	0.457577	18.33333	81.66667	33.33333	66.66667
2	-0.627444	70.3704	29.62963	38.46154	61.53846	0.497357	28.57143	71.42857	27.27273	72.72727
3	-0.517364	67.6471	32.35294	37.5	62.5	0.47638	32.39437	67.60563	25	75
4	-0.50133	64.5161	35.48387	46.15385	53.84615	0.489854	32.43243	67.56757	26.47059	73.52941
5	-0.552867	71.4286	28.57143	35.29412	64.70588	0.517364	26.15385	73.84615	24.32432	75.67568

การหาคุณลักษณะเด่นแบบนี้ทำให้สามารถแบ่งตัวอักษรทั้งหมดออกเป็นกลุ่มๆ โดยแบ่งตามคุณลักษณะเด่นที่ได้คือแบ่งตามจำนวนเซ็กเมนต์ที่ได้ซึ่งก็จะประกอบด้วยกลุ่มที่มีเซ็กเมนต์หนึ่งเซ็กเมนต์ที่มีค่าเป็นลบ (เขียนตามเข็มนาฬิกา) กลุ่มหนึ่งเซ็กเมนต์ที่มีค่าเป็นบวก (เขียนทวนเข็มนาฬิกา) กลุ่มสองเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นลบ กลุ่มสองเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก กลุ่มสามเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นลบ กลุ่มสามเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก กลุ่มสี่เซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นลบ กลุ่มสี่เซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก กลุ่มห้าเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นลบ กลุ่มห้าเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก กลุ่มหกเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นลบ กลุ่มหกเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก แต่ละกลุ่มจะมีเซ็กเมนต์สลับกันไประหว่างค่าบวกและค่าลบ (ทวนเข็มนาฬิกาและตามเข็มนาฬิกา) เช่น ในกลุ่มที่มีสี่เซ็กเมนต์ที่มีเซ็กเมนต์ที่หนึ่งเป็นลบเซ็กเมนต์ที่สองก็จะเป็นบวกเซ็กเมนต์ที่สามก็จะเป็นลบ และเซ็กเมนต์ที่สี่เป็นบวก ดังตารางที่ 3.14

ตารางที่ 3.14 แสดงตัวอย่างกลุ่มเซ็กเมนต์ของตัวอักษรกลุ่มที่ 1- กลุ่มที่ 3

กลุ่มของ Segment	ตัวอักษร	Segment ที่								
		1			2			3		
		ค่าสะสมDiffcode	X+ (%)	Y+ (%)	ค่าสะสมDiffcode	X+ (%)	Y+ (%)	ค่าสะสมDiffcode	X+ (%)	Y+ (%)
1 Segment ลม	จ	-0.744717	0.246377	0.770833						
	จ	-0.740467	0.253165	0.746154						
1 Segment นก	จ	0.730598	0.37931	0.28						
	จ	0.676992	0.361111	0.258621						
2 Segment ลม	ข	-0.742965	0.389381	0.610169	0.443233	0.224359	0.142857			
	ข	-0.646015	0.404762	0.618421	0.381553	0.236686	0.095238			
2 Segment นก	ก	0.761102	0.702128	0.290698	-0.35209	0.162602	0.408163			
	ก	0.81518	0.653846	0.25	-0.448064	0.283951	0.395833			
3 Segment ลม	ต	-0.611385	0.714286	0.846154	0.754131	0.615385	0.311475	-0.448064	0.132653	0.28736
	ต	-0.646015	0.571429	0.733333	0.740467	0.597015	0.25	-0.360642	0.17284	0.30509
3 Segment นก	ด	0.720385	0.617647	0.733333	-0.375822	0.244444	0.020833	0.730598	0.504505	0.11905
	ด	0.705015	0.735294	0.65	-0.473197	0.081081	0.098901	0.727756	0.537736	0.05522

### 3.4 ความแตกต่างของคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรที่ได้ในแต่ละแบบ

จากการทดลองจะเห็นว่าการหาคุณลักษณะเด่นโดยแบ่งเซ็กเมนต์จากจุดที่มีมุมหักมากในการเขียนนั้น คุณลักษณะเด่นที่ได้จากวิธีการนี้จะขึ้นอยู่กับรูปแบบสายมือการเขียนตัวอักษร และการตั้งค่า Threshold ให้กับค่าที่เป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรถ้าเราให้ค่า Threshold มีค่าต่ำก็จะได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรนั้นหลายจุด ตัวอักษรตัวที่เป็น Pattern เดียวกันแต่ละตัวจะได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ต่างกันมีจำนวนของเซ็กเมนต์ที่ต่างกัน เช่นมีหนึ่งเซ็กเมนต์สองเซ็กเมนต์สามเซ็กเมนต์สี่เซ็กเมนต์... แต่ถ้าเราตั้งค่า Threshold ให้มีค่ามากก็จะทำให้ไม่สามารถที่จะหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรที่มีมุมหักที่น้อยได้ หรือได้จุดแบ่งเซ็กเมนต์ที่ไม่ใช่จุดเค็ม หรือจุดที่ไม่หน้าที่จะเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษรซึ่งทำให้ได้คุณลักษณะเด่นที่ไม่แน่นอนและยากในการที่จะนำไปทำการรู้จำซึ่งคุณลักษณะเด่นนี้จะขึ้นกับการเขียน

ส่วนการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรบนพื้นฐานของการหาจุดแบ่งเซ็กเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดที่เป็นจุดเปลี่ยนทิศทางในการเขียนตัวอักษรเป็นจุดแบ่งเซ็กเมนต์โดยสามารถหาจุดแบ่งนี้ได้จากค่า Diffcode ค่าสะสมของค่าความแตกต่าง Diffcode ที่ได้จะไม่ขึ้นกับการ Translate การหมุนซึ่งทำให้ได้เซ็กเมนต์ที่เหมือนกันถึงแม้ว่าจะมีขนาดที่แตกต่างหรือมีขนาดที่ไม่คงที่ ก็เช่นเดียวกันกับการทำ Scaling เพราะว่าเส้นโค้งที่มีรูปร่างที่เหมือนกันแต่มีขนาดที่แตกต่าง

จะให้ผลของการแบ่งเซ็กเมนต์ที่เหมือนกันและการหาโดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนนี้จะไม่ขึ้นอยู่กับวิธีการเขียนตัวอักษร ถึงแม้ว่าการหาในแบบนี้จะได้ตัวอักษรที่ไม่เหมือนกันแต่มีจำนวนเซ็กเมนต์ที่เท่ากันและค่าความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันก็ตามแต่เราก็สามารถที่จะแยกพวกมันออกจากกันได้โดยใช้การหาค่าความยาวตามแกน X แกน Y และค่าความยาวในแต่ละเซ็กเมนต์มาช่วยในการแยก ซึ่งทำให้การหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรในลักษณะนี้สามารถทำได้ง่าย แต่มีความยืดหยุ่นพอสำหรับตัวอักษรที่มีการหมุน หรือ มีรูปร่างที่มีการเปลี่ยนแปลงไม่คงที่

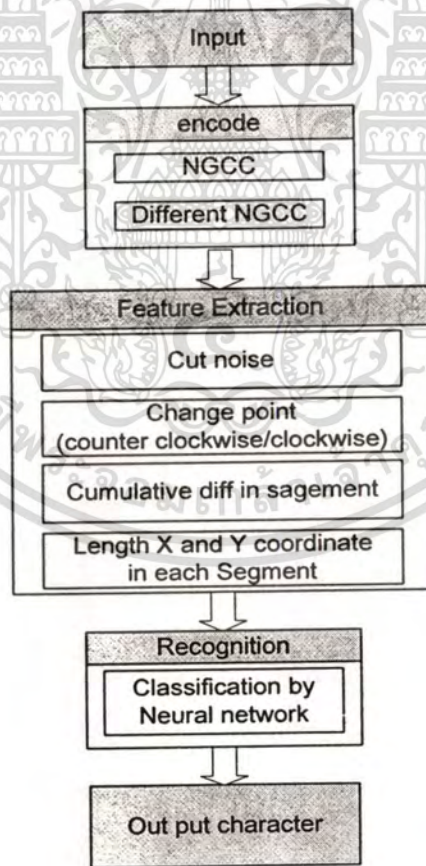


## บทที่ 4

### การทดลองและผลการทดลอง

#### 4.1 บทนำ

การทดลองในการรู้จำ เริ่มจากพิกัด XY (Coordinate X Y) ที่ได้จากอุปกรณ์ อิเล็กทรอนิกส์ นำมาเข้าลูกโซ่ GCC หลังจากนั้นทำการกำจัดสัญญาณรบกวนแล้วหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซกเมนต์ซึ่งจากการทำการทดลองของเราได้กลุ่มของการแบ่งเซกเมนต์ หลังจากนั้นก็จะนำไปสอนและรู้จำ ซึ่งระบบการรู้จำของเรานั้นได้แสดงในรูป 4.1 สำหรับการรู้จำ นั้นก็มีหลายวิธีที่ใช้ในการรู้จำ เช่น ใช้การ matching ทางโครงสร้าง [7] ใช้ Fuzzy [13] ในการรู้จำ ใช้ Rough set [17] ใช้ Hidden markov model [8] ในการสอนและการรู้จำ ใช้ Neural network [19] ในการสอนและการรู้จำ และวิธีการต่างๆ ซึ่งก็แล้วแต่ ลักษณะเด่นของตัวอักษรที่หาได้นั้นว่าเหมาะสมกับวิธีแบบไหนแบบใด และในงานวิจัยนี้ก็จะใช้ Neural network ในการสอนและการรู้จำ



รูปที่ 4.1 แสดง Block diagram ของระบบการรู้จำตัวอักษรลาว

#### 4.2 การเตรียมข้อมูลก่อนการสอน (Train)

สำหรับข้อมูลที่จะนำไปทำการสอนนั้น จะต้องมีการเตรียมข้อมูลก่อนเพื่อให้ข้อมูลที่ได้ นั้นมีค่าที่อยู่ใน Scale เดียวกัน จากคุณลักษณะเด่นที่ได้ในการนำเสนอในบทก่อนหน้านั้น ซึ่งจะได้ คุณลักษณะเด่นตัวอักษรทั้งหมด คือกลุ่มหนึ่งเซ็กเมนต์ที่มีค่าเป็นลบ (เขียนตามทิศเข็มนาฬิกา) กลุ่มหนึ่งเซ็กเมนต์ที่มีค่าเป็นบวก (เขียนตามทิศทวนเข็มนาฬิกา) กลุ่มสองเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่า เป็นลบ กลุ่มสองเซ็กเมนต์ที่เซ็กเมนต์แรกมีค่าเป็นบวก ไปเรื่อยๆ คุณลักษณะเด่นที่ได้จากการทำ การทดลองนั้นจะเห็นว่าค่าความแตกต่าง Diffcode ที่ได้ในแต่ละเซ็กเมนต์นั้นจะมีค่ามากที่สุดคือ ใกล้เคียงกับ 30 ซึ่งได้จากเซ็กเมนต์ของตัวอักษรที่มีการเขียนในส่วนหัวของตัวอักษรนั้นวนหลาย รอบ ซึ่งค่าความแตกต่างของค่า Diffcode ที่ได้จากการเขียนที่ครบหนึ่งรอบก็จะได้ค่าสะสม Diffcode มีค่าเท่ากับ 8 ดังนั้นเพื่อไม่ให้มีปัญหาในการเขียนตัวอักษรที่มีหัว ซึ่งเขียนหัวตัวอักษรวน หลายรอบเราการ Scaling ค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ของตัวอักษรในแต่ละเซ็กเมนต์ให้มีค่า อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 โดยในการทำ Scale นั้นจะทำตามสมการที่ 5 ซึ่งก็จะทำให้ค่าสะสมค่าความ ต่าง Diffcode ที่มีค่ามากกว่า 8 นั้นได้ค่าหลังจากที่ทำ การ Scale แล้วจะมีค่าที่ใกล้เคียงกับค่า 8 หลังจากการทำ Scale แล้ว

$$\log_{10}((\text{ค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode แต่ละ Segment})+1) / \log_{10}(30) \quad (5)$$

ส่วนค่าความยาวที่มีการลากไปในแกน X แกน Y จากซ้ายไปขวา จากขวาซ้าย จากบนลงล่างจาก ล่างขึ้นบน นั้นก็จะทำการคิดเป็นเปอร์เซ็นต์ให้มามีค่าที่อยู่ในช่วง 0 ถึง 1 ดังแสดงในตารางที่ 4.1

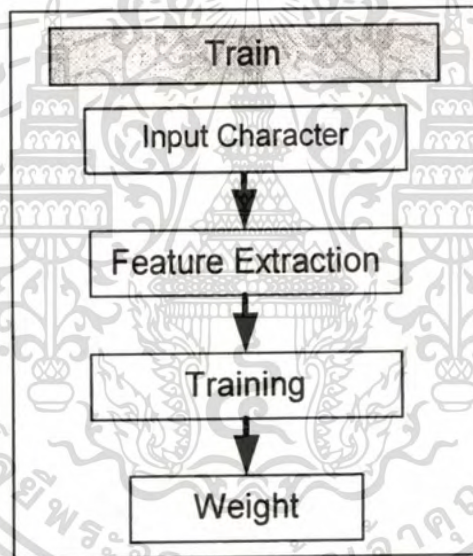
ตารางที่ 4.1 แสดงค่าของคุณลักษณะเด่นที่ได้ของตัวอักษรก่อนและหลังการทำ การ Scale เพื่อให้มี ค่าอยู่ในช่วงเดียวกัน

หาจุดแบ่ง Segment จากจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน + -					
ค่าก่อนการทำ Scale					
Segment ตัวอักษร	ค่าสะสม Diffcode	X+	X-	Y+	Y-
Segment 1	-6.819331	28	-13	31	-9
Segment 2	9.412118	13	-38	29	-88
ค่าที่ได้หลังการทำ Scale					
Segment ตัวอักษร	ค่าสะสม Diffcode	X+ (%)	X- (%)	Y+ (%)	Y- (%)
Segment 1	-0.51781332	0.682927	0.317073	0.775	0.225
Segment 2	0.688866319	0.254902	0.745098	0.247863	0.752137

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

### 4.3 การสอน และการรู้จำ

จากคุณลักษณะเด่นที่ได้ข้างบนและทำการ Scale ให้ข้อมูลมีค่าอยู่ในช่วงเดียวกันแล้ว นำคุณลักษณะเด่นเหล่านั้นมาทำการสอนและทำการรู้จำ โดยการสอนและการรู้จำนั้นจะใช้ Neural network เป็นตัวสอนและทำการรู้จำ โดยการสอนนั้นจะนำคุณลักษณะเด่นที่ได้แต่ละกลุ่ม ตั้งแต่กลุ่มที่มีหนึ่งเซ็กเมนต์ลบ กลุ่มที่มีหนึ่งเซ็กเมนต์บวก จนถึงกลุ่มสุดท้ายที่มีเซ็กเมนต์ลบ กลุ่มสุดท้ายและมีเซ็กเมนต์บวก มาทำการสอน โดย Neural network ซึ่งจะทำให้เราได้ weight ทั้งหมดของกลุ่มคุณลักษณะเด่นทั้งหมดออกมา โดยจำนวนตัวอักษรที่นำมาทำการสอนนั้นมีทั้งหมด 27 ตัว ซึ่งมี Pattern ทั้งหมด 7375 Pattern กลุ่มแต่และกลุ่มก็จะมีตัวอักษรที่ต่างกันและจำนวนตัวอักษรที่แตกต่างกัน เมื่อทำการสอนแล้วก็จะได้จำนวนโหนดออกมาแตกต่างกันดังรูปที่ 4.2 และตารางที่ 4.2 ซึ่งจะเป็นการแสดงแต่ละกลุ่มจำนวนตัวอักษรเท่าไรเมื่อทำการสอนแล้วจะได้โหนดออกมาเท่าไร

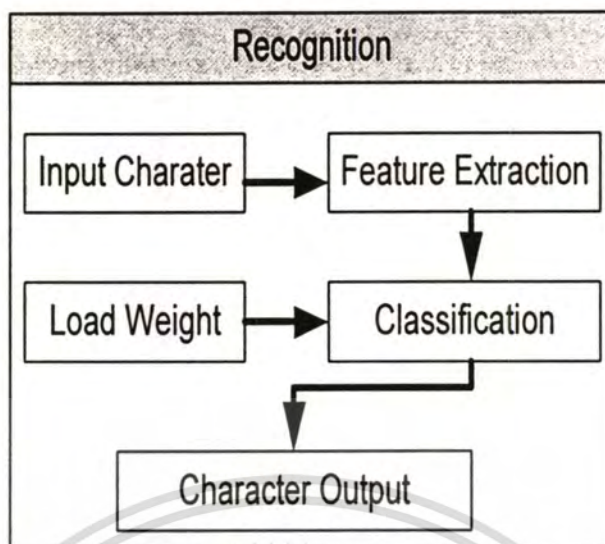


รูปที่ 4.2 Block diagram ของการสอน

ตารางที่ 4.2 แสดงจำนวนตัวอักษรที่ทำการสอนและจำนวนโหนดที่ได้

Group	Weight Segment	Node	Characters
1	Segment 1 minus	128	624
2	Segment 2 minus	470	1488
3	Segment 3 minus	455	1707
4	Segment 4 minus	182	654
5	Segment 5 minus	55	102
6	Segment 6 minus	13	17
7	Segment 1 plus	272	998
8	Segment 2 plus	296	931
9	Segment 3 plus	170	581
10	Segment 4 plus	79	223
11	Segment 5 plus	21	39
12	Segment 6 plus	8	9

ในการทำการรู้จำนั้นลำดับแรกจะทำการโหลด Weight ทั้งหมดที่มีอยู่ขึ้นมาเก็บไว้ก่อน หลังจากนั้นเมื่อมีตัวอักษรที่เป็น Unknown input เข้ามาก็จะทำการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรตัวนั้น เมื่อทำการหาคุณลักษณะเด่นแล้วก็จะรู้ว่าตัวอักษรตัวนั้นมีกี่เซ็กเมนต์และเป็นตัวอักษรที่มีเซ็กเมนต์แรกเป็นบวกรหรือลบ จะรู้ว่าตัวอักษรตัวนั้นอยู่ในกลุ่มใด ของกลุ่มตัวอักษรทั้งหมด เมื่อได้คุณลักษณะเด่นรู้ว่าอยู่กลุ่มใดก็นำคุณลักษณะเด่นที่ได้ไปทำการรู้จำโดยเทียบกับ Weight ของตัวอักษรในกลุ่มนั้น เช่นเมื่อหาคุณลักษณะเด่นแล้วได้คุณลักษณะเด่นออกมาสองเซ็กเมนต์ ที่มีเซ็กเมนต์แรกเป็นลบ ก็จะนำไปเทียบกับ Weight ของกลุ่มตัวอักษรที่มีสองเซ็กเมนต์และเซ็กเมนต์แรกเป็นลบ เมื่อได้เป็นตัวอะไรก็จะบอกออกมาว่าเป็นตัวอักษรนั้น ในรูปที่ 4.3 แสดง Block diagram ของการรู้จำ



รูปที่ 4.3 Block diagram ของการรู้จำ

#### 4.4 การทดลองและผลการทดลอง

ในการทดลองเราได้ทำการทดลองหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรสามวิธีด้วยกันคือ วิธีที่หนึ่งหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษร วิธีที่สองหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกาเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษรและ วิธีที่สามหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้ Fourier descriptors ซึ่งในการทดลองได้มีชุดข้อมูลที่ใช้ในการทดลองดังนี้ ตัวอักษรลาวทั้งหมด 27 ตัวอักษร รูปที่ 4.4 และตัวอักษรไทยทั้งหมด 38 ตัวอักษร โดยตัวอักษรลาวนั้นจะประกอบด้วยตัวอักษรจำนวน 6 ชุด จาก 6 คนเขียนรวม 14183 ตัวอักษร ดังนี้

- ข้อมูลชุดที่หนึ่งมีจำนวน 3118 ตัว เป็น Test pattern 1
- ข้อมูลชุดที่สองมีจำนวน 3039 ตัว เป็น Test pattern 2
- ข้อมูลชุดที่สามมีจำนวน 2873 ตัว เป็น Test pattern 3
- ข้อมูลชุดที่สี่มีจำนวน 3087 ตัว เป็น Test pattern 4
- ข้อมูลชุดที่ห้ามีจำนวน 1440 ตัว เป็น Test pattern 5
- ข้อมูลชุดที่หกมีจำนวน 7375 ตัว เป็น Train pattern



ตารางที่ 4.3 แสดงผลที่ได้จากการทดลอง

		จำนวน			หาคุณลักษณะเด่นโดยใช่			จำนวน			หาคุณลักษณะเด่นโดยใช่		
		ชดด้วอักขรที่ใช่	ชดด้วอักขร	จุดที่มีมุมหักมากในการเขียน		ชดด้วอักขร	จุดเปลี่ยนทิศในการเขียน	ชดด้วอักขร	Fourier descriptor				
				ทั้งหมด	จำนวนตัวที่รู้จัก				(%)	ทั้งหมด	จำนวนตัวที่รู้จัก	(%)	
	ในการทดลอง												
ตัวอักษรลาว	Train characters	7373	7367	99.919	7375	7375	100	7373	7373	100			
	Test characters	6800	4457	65.544	6808	6047	88.829	6710	6216	92.638			
	All characters test	14173	11824	83.426	14183	13420	94.620	14083	13589	96.492			
ตัวอักษรไทย	Train characters	4654	4633	99.5488	4584	4584	100	4653	4653	100			
	Test characters	4265	2408	56.4596	4237	3539	83.526	4202	3827	91.076			
	All characters test	8919	7041	78.9438	8821	8123	92.087	8855	8480	95.765			

หมายเหตุ จำนวนตัวอักษรที่มีในชุดสอนและชุดทดสอบในแต่ละวิธีอาจจะไม่เท่ากันเนื่องจากว่าได้คัดตัวอักษรบางตัวออกไป

ในตารางที่ 4.4 จะเป็นการแสดงผลการรู้จำด้วยวิธีการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษรและทดสอบกับชุดตัวอักษรจาก NECTEC ซึ่งได้ผลการรู้จำดังนี้

ตารางที่ 4.4 แสดงผลทดลองกับชุดข้อมูลจาก NECTEC

ตัวอักษรไทย	ตัวอักษร	จำนวนตัวอักษร	ตัวอักษรที่รู้จัก	ตัวอักษรที่รู้จักผิด	เปอร์เซ็นต์รู้จัก (%)	เปอร์เซ็นต์รู้จักผิด (%)
ตัวอักษรไทย	Train characters	4654	4654	0	100	0
	Test characters	1080	867	213	80.278	19.722

#### 4.5 การวิเคราะห์

จากการทดลองด้วยการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรทั้งสามวิธีแล้วทำการรู้จำ จะเห็นว่าตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำผิดด้วยวิธีการหาจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษรนั้นมีตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดดังแสดงได้ดังในตารางที่ 4.5

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตารางที่ 4.5 แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิดโดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเซกเมนต์ตัวอักษร

จำนวน	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ	ช	ด	ต	ถ	ท	ม	ย	ร	ล	ว	อ	ฮ	ข	ง								
489	ก	411	0	0	0	0	0	1	34	0	0	3	0	0	0	1	5	4	8	4	4	5	0	0	2	3	4	0
495	ข	0	453	6	0	1	0	22	0	3	0	1	1	4	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0
505	ค	0	1	434	0	0	0	1	0	10	17	0	0	39	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
603	ง	0	2	0	582	0	0	12	0	1	0	0	1	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
498	จ	0	21	16	0	408	3	3	0	3	2	1	6	8	3	4	0	0	3	2	0	0	14	0	1	0	0	0
610	ฉ	0	0	2	0	1	485	1	0	0	1	0	0	1	1	4	0	1	2	3	0	4	30	23	19	0	4	28
497	ช	0	19	0	9	4	0	457	0	1	0	1	2	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
504	ด	31	0	0	0	0	0	401	0	0	2	0	0	1	0	38	2	0	0	4	9	0	0	0	1	15	0	0
514	ต	0	3	16	0	0	0	1	0	375	65	0	12	35	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
523	ถ	0	3	20	0	1	0	0	0	66	376	0	7	42	7	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
504	ท	5	1	1	0	0	0	0	12	0	0	457	2	0	3	0	0	5	5	1	0	2	0	0	0	10	0	0
503	ม	0	10	3	0	1	0	2	0	5	9	0	436	18	8	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0
750	ย	0	1	35	0	6	0	1	0	26	36	0	6	614	16	5	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0
513	ร	4	1	0	0	2	0	0	0	4	3	6	5	12	414	20	0	0	18	9	0	0	3	1	0	11	0	0
514	ล	0	2	1	0	2	4	0	0	1	1	0	0	9	23	425	0	0	5	17	1	4	3	12	0	1	0	3
502	ว	5	0	0	0	0	0	0	43	0	0	1	0	0	0	0	414	12	1	0	4	14	0	0	0	7	1	0
512	อ	7	0	1	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	12	394	2	4	22	49	0	0	0	2	13	3
501	ฮ	10	1	0	0	2	0	1	5	0	0	2	3	2	15	3	1	0	402	28	6	0	2	1	0	17	0	0
395	ข	2	0	1	0	0	6	1	2	0	0	2	1	3	6	16	0	3	30	303	2	6	4	0	0	6	1	0
502	ง	4	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	6	23	3	6	451	3	0	0	0	0	0	0
518	จ	5	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	378	5	0	0	0	50	0
530	ฉ	0	1	0	0	10	22	0	0	0	0	0	0	2	0	6	0	0	0	0	0	0	483	5	0	0	0	1
512	ช	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	2	20	0	0	0	3	0	5	9	404	6	0	2	40
532	ด	5	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	3	4	7	478	0	6	13	
515	ต	8	2	0	0	0	0	1	1	0	14	9	4	13	2	2	0	15	5	1	0	0	1	0	437	0	0	
524	ถ	7	0	0	0	1	0	6	0	0	0	0	0	0	0	2	24	2	0	4	20	0	0	3	0	445	10	
504	ท	2	0	0	0	0	28	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	0	1	0	6	2	39	15	0	1	406	

ซึ่งตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สองกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิดดังแสดงในรูปที่ 4.6 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.7



รูปที่ 4.6 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.7 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน

ตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำผิดด้วยวิธีการหาจุดแบ่งเชิงแมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงแมนต์ของตัวอักษรซึ่งแสดงได้ดังในตารางที่ 4.6

ตารางที่ 4.6 แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงแมนต์ตัวของอักษร

จำนวน	ตัวอักษร	ก	ข	ฅ	ง	จ	ฉ	ช	ช	ด	ต	ฎ	ฏ	ม	ย	ป	ต	ฝ	ย	ส	ม	ย	ฉ	จ	ต	อ	ธ	
494	ก	485	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	0	1	1	0
494	ข	5	479	0	0	0	0	4	0	2	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0
504	ฅ	0	0	491	0	0	0	1	0	5	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
603	ง	0	3	0	590	0	0	6	0	2	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
497	จ	0	2	0	7	422	0	0	0	3	0	0	0	45	2	2	0	0	2	0	0	0	10	0	2	0	0	0
610	ฉ	0	3	0	0	0	578	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	4	0	0	13	0	6	3	0	0
497	ช	0	17	0	5	3	0	464	0	2	1	0	2	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
504	ช	0	0	0	0	0	0	0	462	0	0	0	0	0	0	0	17	4	0	0	0	14	0	0	5	0	2	0
514	ด	0	3	10	0	1	0	0	0	492	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
523	ต	0	0	0	7	0	0	0	0	7	509	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
504	ฎ	10	1	1	0	0	0	0	0	0	0	486	2	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	1	0
512	ฏ	0	1	0	0	0	0	5	0	0	1	3	492	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0
749	ม	0	3	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	734	9	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
513	ย	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2	3	484	20	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0
514	ป	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	2	2	0	24	475	0	0	0	4	0	1	0	0	1	2	0	0
502	ต	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	1	0	464	8	1	1	4	9	0	0	0	3	0	0
512	ฝ	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	4	471	0	2	9	16	0	0	2	0	1	3	
501	ย	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	4	0	3	2	1	0	456	28	0	0	0	0	0	5	0	0
395	ส	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	2	1	1	0	20	366	0	2	0	0	0	1	0	0
502	ม	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	4	6	0	0	480	3	0	0	0	0	5	2
620	ย	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	42	0	0	5	550	0	0	0	0	15	0	
530	ฉ	0	1	0	0	13	6	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	3	0	0	502	0	3	0	0	0	
512	ส	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	0	1	0	488	1	0	0	17	
532	จ	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	521	0	7	1
515	ต	2	1	0	0	2	2	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	5	6	0	2	0	0	0	487	2	0
524	อ	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	9	7	0	0	2	1	499	1	
504	ธ	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	4	0	0	2	0	0	31	7	0	0	457	

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

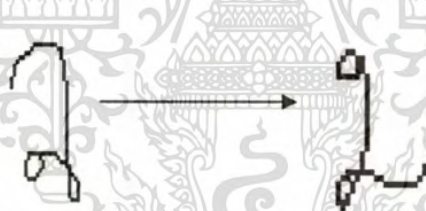
ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สามกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะ  
ผิดดังแสดงในรูปที่ 4.8 ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.9 และ  
ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดแบบนี้ก็ไม่ถึง ดังแสดงในรูปที่ 4.10



รูปที่ 4.8 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด



รูปที่ 4.9 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน



รูปที่ 4.10 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดแบบนี้ไม่ถึง

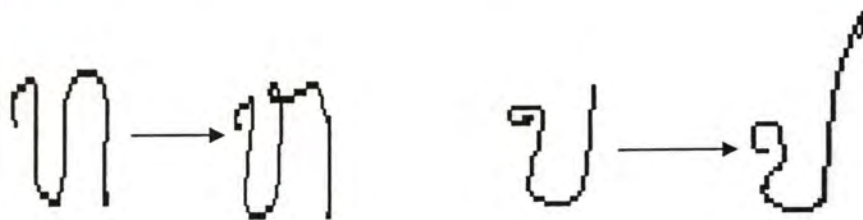
ตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำผิดด้วยวิธีการหาลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยใช้  
Fourier descriptors แสดงได้ดังในตารางที่ 4.7

ตารางที่ 4.7 แสดงตัวอักษรลาวที่ทำการรู้จำถูกและผิดโดยการหาลักษณะเด่นของตัวอักษร โดยใช้

Fourier descriptors

จำนวน	ตัวอักษร	ก	ข	ค	ง	จ	ฉ	ช	ด	ต	ถ	ท	บ	ป	ฝ	ผ	ฝ	ม	ย	ร	ล	ว	ท	ฮ	ธ			
489	ก	411	0	0	0	0	0	1	34	0	0	3	0	0	0	1	5	4	8	4	4	5	0	0	2	3	4	0
495	ข	0	453	6	0	1	0	22	0	3	0	1	1	4	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0
505	ค	0	1	434	0	0	0	1	0	10	17	0	0	39	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
603	ง	0	2	0	582	0	0	12	0	1	0	0	1	3	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
498	จ	0	21	16	0	408	3	3	0	3	2	1	6	8	3	4	0	0	3	2	0	0	14	0	1	0	0	0
610	ฉ	0	0	2	0	1	485	1	0	0	1	0	0	1	1	4	0	1	2	3	0	4	30	23	19	0	4	28
497	ช	0	19	0	9	4	0	457	0	1	0	1	2	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
504	ด	31	0	0	0	0	0	0	401	0	0	2	0	0	1	0	38	2	0	0	4	9	0	0	0	1	15	0
514	ต	0	3	16	0	0	0	1	0	375	65	0	12	35	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
523	ถ	0	3	20	0	1	0	0	0	66	376	0	7	42	7	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
504	ท	5	1	1	0	0	0	12	0	0	457	2	0	3	0	0	5	5	1	0	2	0	0	0	10	0	0	
503	บ	0	10	3	0	1	0	2	0	5	9	0	436	18	8	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0
750	ป	0	1	35	0	6	0	1	0	26	38	0	6	614	16	5	0	0	2	1	0	0	0	0	0	1	0	0
513	ฝ	4	1	0	0	2	0	0	0	4	3	6	5	12	414	20	0	0	18	3	0	0	3	1	0	11	0	0
514	ผ	0	2	1	0	2	4	0	0	1	1	0	0	9	23	425	0	0	5	17	1	4	3	12	0	1	0	3
502	ม	5	0	0	0	0	0	0	43	0	0	1	0	0	0	0	414	12	1	0	4	14	0	0	0	0	7	1
512	ย	7	0	1	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	12	394	2	4	22	19	0	0	0	2	13	3
501	ร	10	1	0	0	2	0	1	5	0	0	2	3	2	15	3	1	0	402	28	6	0	2	1	0	17	0	0
395	ล	2	0	1	0	0	6	1	2	0	0	2	1	3	6	16	0	3	30	303	2	6	4	0	0	6	1	0
502	ว	4	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	1	6	23	3	6	451	3	0	0	0	0	0	0
518	ท	5	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	70	0	0	0	378	5	0	0	0	50	0
530	ฮ	0	1	0	0	10	22	0	0	0	0	0	0	2	0	6	0	0	0	0	0	483	5	0	0	0	1	
512	ธ	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	2	20	0	0	0	3	0	5	9	404	6	0	2	40
532	อ	5	0	0	0	0	14	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	3	4	7	478	0	6	13	
515	ฮ	8	2	0	0	0	0	0	1	1	0	14	9	4	13	2	2	0	15	5	1	0	0	1	0	437	0	0
524	อ	7	0	0	0	0	1	0	6	0	0	0	0	0	0	0	2	24	2	0	4	20	0	0	3	0	445	10
504	ธ	2	0	0	0	0	28	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2	0	1	0	6	2	39	15	0	1	406	

ซึ่งตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สองกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิดดังแสดงในรูปที่ 4.11 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.12



รูปที่ 4.11 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะน่าจะผิด

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



รูปที่ 4.12 แสดงตัวอักษรลาวที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน

สำหรับตัวอักษรไทยก็เช่นเดียวกันจากการทดลองจะเห็นว่าตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดด้วยวิธีการหาจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษร โดยใช้จุดที่มีมุมหักที่มากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ของตัวอักษร ได้ผลดังตารางที่ 4.8

ตารางที่ 4.8 แสดงตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดที่มีมุมหักมากในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเมนต์ตัวอักษร

จำนวน	ก	ข	ค	ด	จ	ฉ	ช	ฌ	ฎ	ฏ	ท	ฒ	ณ	ด	ด	ถ	ธ	น	บ	ป	ผ	ฝ	พ	ฟ	ภ	ม	ย	ร	ล	ว	ห	ฬ	อ	ธ						
246	ก	200	2	3	3	0	0	1	2	1	1	0	0	0	1	3	0	1	3	5	0	2	1	0	3	0	2	3	6	2	0	1	0	0	0	0	0			
271	ข	7	203	0	3	2	3	1	12	8	1	1	0	2	1	0	1	0	1	1	1	4	6	6	0	1	0	0	1	5	0	0	0	0	0	0				
282	ค	2	1	246	1	0	0	0	0	1	0	2	6	0	0	0	4	0	4	1	2	4	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0				
254	ด	1	0	0	192	0	0	0	6	3	6	0	0	6	7	2	3	4	4	4	0	8	1	1	0	0	2	0	0	3	0	0	1	0	0	0				
300	จ	0	3	0	0	288	2	3	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0				
303	ฉ	0	1	0	1	6	271	8	2	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	5	1	0	1	2	0				
279	ช	1	1	0	2	8	9	234	1	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	2	0	3	0	0	11	0	2	0	0			
256	ฌ	2	14	0	6	3	7	0	177	16	0	2	0	0	3	5	0	0	0	0	4	16	1	3	0	0	1	2	0	1	0	0	0	0	3	0	0			
257	ฎ	2	4	0	5	1	0	0	14	188	1	0	2	4	0	6	0	1	5	0	3	3	5	5	2	0	0	1	1	1	0	0	1	0	0	2	0	0		
277	ฏ	2	0	1	4	0	0	1	2	205	0	0	0	8	35	2	1	6	2	0	3	0	0	0	0	0	1	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0			
247	ท	1	0	6	0	0	6	0	1	1	0	200	23	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	1	2	0	
225	ฒ	0	0	3	0	1	2	3	0	0	0	28	177	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	2	0	4	0	0	0	0	0	0		
192	ณ	4	0	0	3	0	0	0	0	3	0	1	1	163	1	1	0	1	6	14	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
245	ด	0	0	1	7	0	0	1	2	0	15	0	0	1	168	13	9	10	8	4	0	5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0		
238	ด	3	0	0	6	0	0	1	2	7	22	0	0	1	7	162	0	2	14	1	0	1	0	0	0	1	0	1	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
235	ถ	1	0	2	1	1	0	0	1	0	4	0	0	1	10	0	176	27	2	3	0	2	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	1	0	0	0	0		
239	ธ	0	2	3	1	0	0	0	1	7	0	0	2	12	2	24	164	8	3	0	5	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	1	0	0		
268	น	2	1	1	6	0	0	0	1	1	9	0	0	5	5	8	3	17	197	5	1	1	0	0	0	2	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0		
276	บ	5	1	0	2	1	0	0	1	1	0	0	0	23	2	1	9	7	5	194	0	6	0	1	0	0	9	2	0	4	0	0	0	0	2	0	0	0		
246	ป	0	0	1	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	231	0	1	0	2	0	0	1	0	1	1	4	0	0	0	0	0	1	0		
216	ผ	1	1	2	1	0	0	2	4	1	5	0	0	0	10	4	1	5	8	3	0	154	0	0	0	1	0	0	12	0	0	0	0	0	0	1	0	0		
227	ฝ	3	8	0	1	0	0	1	4	5	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	174	22	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	
223	พ	2	8	0	0	1	1	1	3	4	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	169	0	5	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0		
226	ฟ	0	0	1	0	0	0	1	0	4	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	181	12	0	1	4	1	5	0	1	0	2	8	1	1	1	
221	ภ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	8	196	0	2	2	0	0	2	0	0	0	0	0	4	4	0	
226	ม	2	1	0	1	0	0	1	0	2	1	0	0	4	1	0	0	0	1	10	0	0	0	2	2	0	166	24	0	2	0	0	0	0	1	5	0	0		
228	ย	1	1	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	1	4	2	0	0	1	1	0	1	2	4	2	4	26	157	0	0	0	0	0	0	0	2	16	0	0	
238	ร	1	0	6	1	0	0	0	1	0	0	4	1	1	0	3	0	0	3	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	1	0	
236	ล	3	5	0	7	0	0	0	4	1	2	0	0	0	2	4	5	3	2	0	22	0	2	0	0	0	0	0	173	0	0	0	0	0	0	0	1	0		
208	ว	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	4	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	0	0	5	0	183	0	0	0	0	0	0	10	0		
211	ห	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	2	0	0	196	1	4	0	0	1	0	1	0		
214	ฬ	0	0	0	0	0	3	8	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	2	187	1	0	1	0	1	0		
203	อ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	203	0	0	0		
236	ธ	1	0	0	0	0	0	1	0	3	0	2	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	3	0	1	0	2	1	3	0	3	0	2	0	205	5	0	0
239	อ	0	0	0	0	0	0	0	3	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	2	3	3	4	0	0	0	0	1	0	1	217	0	0		
227	อ	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	5	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0	0	0	3	1	0	2	0	0	194	16	0		
213	ส	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	6	0	0	0	0	13	0	0	1	0	1	8	177	0		

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สองกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิดดังแสดงในรูปที่ 4.13 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.14



รูปที่ 4.13 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด



รูปที่ 4.14 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน

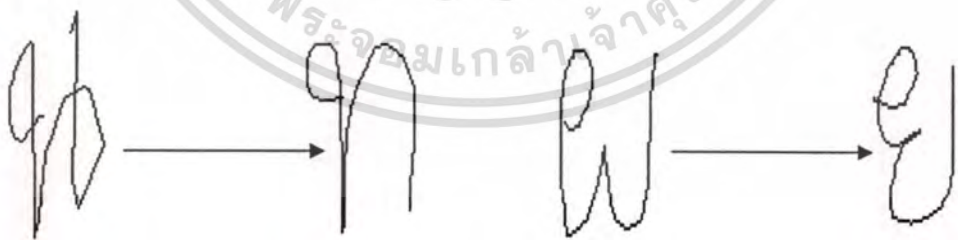
ตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำผิดด้วยวิธีการหาจุดแบ่งเชิงเส้นของตัวอักษรโดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนในการเขียนเป็นจุดแบ่งเชิงเส้นของตัวอักษรซึ่งแสดงได้ดังในตารางที่ 4.9 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สามกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิดดังแสดงในรูปที่ 4.15 ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.16 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดแบบนึกไม่ถึง ดังแสดงในรูปที่ 4.17



รูปที่ 4.15 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด

ตารางที่ 4.9 แสดงตัวอักษรไทยที่ทำการรู้จำถูกและผิด โดยใช้จุดเปลี่ยนทิศในการเขียนเป็นจุดแบ่ง เซ็กเมนต์ตัวของอักษร

จำนวน	ตัวอักษร	ก	ข	ค	ข	ง	จ	ฉ	ช	ฌ	ญ	ฎ	ฏ	ท	ฒ	ณ	ด	ต	ถ	ธ	น	บ	ป	ผ	ฝ	พ	ฟ	ภ	ม	ย	ร	ล	ว	ห	ฬ	อ	ธ		
239	ก	218	2	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	3	2	0	3	1	0	2	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
262	ข	8	131	0	4	3	8	1	28	10	1	1	0	3	1	0	6	0	2	1	1	6	9	15	0	2	0	6	2	10	0	0	0	0	3	0	0	0	
267	ค	2	0	246	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	2	0	0	0	0	0	3	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
249	ข	0	0	0	228	2	0	0	0	0	10	0	0	1	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
293	ง	0	0	4	1	275	2	0	0	0	0	2	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0
287	จ	0	7	0	0	0	248	7	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	16	1	0	0	0	3	0	0	
268	ฉ	0	0	0	0	1	7	238	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	2	2	0	2	0	0	2	0	0	3	0	0	0	0	
251	ช	0	5	0	2	0	2	0	218	6	0	0	2	0	0	0	2	0	0	0	3	1	2	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	
252	ฌ	0	0	0	0	0	0	3	235	0	2	0	6	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	
276	ญ	0	0	0	15	0	0	0	0	242	0	4	0	6	5	0	0	0	0	0	2	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
246	ฎ	0	0	1	0	0	0	1	0	211	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	0	0	0	
225	ฏ	0	0	0	0	0	0	0	2	0	6	210	0	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
189	ท	0	0	1	0	0	0	0	10	0	0	164	4	1	0	0	3	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
243	ฒ	0	2	0	7	0	0	0	0	6	0	5	0	208	3	0	2	4	0	0	0	0	0	0	2	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
238	ณ	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0	4	0	222	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	2	0	0	0	0	0	
280	ด	2	5	5	0	0	0	0	0	4	0	0	2	0	0	230	16	2	14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
239	ต	0	1	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	219	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	
223	ถ	5	0	2	2	0	0	0	6	0	0	0	2	2	5	195	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
274	ธ	1	1	0	2	0	0	0	2	0	0	0	4	0	12	0	1	236	0	9	0	0	0	5	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
244	น	0	0	0	0	0	0	2	1	0	0	2	0	3	0	0	1	0	219	0	1	0	5	0	3	0	0	2	4	0	0	1	0	0	0	0	0	0	
214	บ	0	8	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	5	0	193	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
227	ป	0	3	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	182	30	0	0	7	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
223	ผ	0	5	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	2	0	0	0	1	1	0	20	180	0	2	3	0	0	0	2	0	4	0	1	0	0	0	0	0	
221	ฝ	0	0	0	0	0	0	0	0	2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	183	21	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	2
221	พ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	194	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	3	2	
223	ฟ	2	0	0	0	1	1	4	0	0	0	6	0	2	0	0	0	3	0	4	5	0	2	159	18	0	1	0	6	0	2	7	0	0	0	0	0	0	
228	ภ	0	2	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	2	0	2	0	31	170	0	2	0	0	0	0	0	0	0	15	0	0	0	
237	ม	12	0	0	0	0	0	0	0	5	3	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	214	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	
236	ย	0	4	0	3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	2	2	220	0	0	0	0	1	0	0	0	0		
208	ร	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	16	0	0	0	190	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	
210	ล	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	2	0	0	5	0	2	194	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
213	ว	0	3	0	0	0	1	6	0	0	2	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	0	0	0	194	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
203	ห	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	7	0	0	2	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	181	0	0	6	0	0	0	0	0	0	
235	ฬ	0	6	2	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	4	0	0	1	2	0	1	2	0	6	0	0	3	0	2	0	195	2	2	3	0	0	0	0	
239	อ	0	0	0	0	1	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	6	0	1	0	0	2	0	0	218	0	0	0	0	0	0	
227	ธ	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	4	0	0	3	2	0	0	0	0	206	3	0	0	0	0	
212	อ	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	2	7	0	0	0	12	0	0	0	0	0	2	2	180	0	0	0	



รูปที่ 4.16 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดนี้สามารถที่จะแยกได้สองกรณีคือตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดที่น่าจะผิดดังแสดงในรูปที่ 4.18 และตัวอักษรที่ทำการรู้จำผิดเพราะค่าที่ได้ใกล้เคียงกันดังแสดงในรูปที่ 4.19



รูปที่ 4.18 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะน่าจะผิด



รูปที่ 4.19 แสดงตัวอักษรไทยที่ผิดเพราะค่าที่ใกล้เคียงกัน

## บทที่ 5

### สรุปผลการทดลองและข้อเสนอแนะ

#### 5.1 บทนำ

ในขบวนการรู้จำตัวอักษรนั้นการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรเป็นขบวนการหนึ่งที่สำคัญเพราะการรู้จำนั้นจะรู้จำได้หรือไม่ส่วนหนึ่งขึ้นอยู่กับการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษร และการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรนั้นก็มียุทธศาสตร์หลายวิธีการในการหา แต่ในวิทยานิพนธ์นี้ นำเสนอการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรลาว โดยการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรนั้น จะทำ โดยการแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซกเมนต์โดยในการแบ่งเซกเมนต์พื้นฐานการเขียนตัวอักษร ตามเข็มนาฬิกา หรือทวนเข็มนาฬิกา แล้วใช้ค่าความยาวของตัวอักษรที่เขียนตามแกน X แกน Y และความยาวในแต่ละเซกเมนต์ ในการช่วยแยกตัวอักษรที่ต่างกันแต่มีจำนวนเซกเมนต์ที่เท่ากัน และมีค่าสะสมความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันออกจากกัน แล้วใช้ Neural network ในการสอนและการรู้จำ

#### 5.2 สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองเห็นว่า การหาคุณลักษณะเด่น โดยการเข้ารหัสลูกโซ่แบบ GCC แล้วแบ่งตัวอักษรออกเป็นเซกเมนต์ตามทิศในการเขียนตัวอักษร ตามเข็มนาฬิกาหรือทวนเข็มนาฬิกา แล้วใช้ค่าความยาวที่มีการลากไปในแกน X และ Y จากซ้ายไปขวา จากขวาไปซ้าย จากบนลงล่าง จากล่างขึ้นบนและเปอร์เซ็นต์ความยาวในแต่ละเซกเมนต์เป็นตัวช่วยแยกในกรณีที่มีตัวอักษรที่ต่างกันแล้วมีจำนวนเซกเมนต์ที่เท่ากันและมีค่าสะสมค่าความแตกต่าง Diffcode ที่ใกล้เคียงกันออกจากกัน จากการทดลองเห็นว่าวิธีการนี้สามารถที่จะแยกตัวอักษรออกจากกันได้ และสามารถทำได้ง่าย มีความซับซ้อนสูง และคุณลักษณะเด่นที่ได้นี้ไม่ขึ้นอยู่กับวิธีการเขียนตัวอักษร และใช้เวลาประมวลผลที่น้อยให้ผลการรู้จำที่สูง

ส่วนการหาคุณลักษณะเด่นตัวอักษร โดยแบ่งเซกเมนต์ ณ จุดที่มีการเขียนที่มีมุมหักที่มาก หรือจุด Retrace point เป็นจุดที่ใช้ในการแบ่งเซกเมนต์ของตัวอักษรซึ่งวิธีการนี้เห็นว่าเมื่อใช้กับตัวอักษรลาวแล้วยังได้จุดแบ่งเซกเมนต์ที่ไม่ดีเท่าที่ควรเนื่องจากตัวอักษรตัวเดียวกันเมื่อเขียนต่างกัน หรือคนเขียนต่างกันยังได้จุดแบ่งเซกเมนต์ที่ไม่เหมือนกัน ได้จำนวนเซกเมนต์ที่ต่างกัน ซึ่งวิธีการนี้จะเห็นว่าจุดแบ่งที่ได้นั้นขึ้นอยู่กับวิธีการเขียนตัวอักษร และวิธีการนี้ให้ผลการรู้จำที่น้อยกว่าวิธีหาจุดแบ่งเซกเมนต์โดยจุดเปลี่ยนทิศในการเขียน

ส่วนการหาลักษณะเด่นของตัวอักษรโดยใช้ Fourier descriptor นั้นจะเห็นได้ว่าสามารถที่จะกำจัดสัญญาณรบกวนได้ดีโดยการให้ค่า  $n = 10$  และให้ผลการรู้จำที่สูงกว่าสองวิธีก่อนหน้านี้แต่จะมีความยุ่งยากในการทำ

ส่วนการหาคุณลักษณะเด่นโดยการเข้ารหัสลูกโซ่แปรทิศทางนั้น จะเห็นได้จะต้องมีการทำการ Re-sampling ขึ้นใหม่อันเนื่องมาจากที่ได้จากอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์นั้นมีอัตราการ Sampling ที่คงที่ดังนั้นทำให้ได้ระยะห่างที่ได้ในแต่ละจุดไม่เท่ากัน และจะต้องมีการคำนวณหาระยะห่างก่อนในการที่จะทำการ Re-sampling เมื่อทำการคำนวณหารหัสลูกโซ่ก็จะต้องมีการปรับให้รหัสลูกโซ่ค่าใดหนึ่งเมื่อค่าที่คำนวณได้นั้นมีค่าที่ใกล้เคียงกับค่านั้น ซึ่งจะทำให้สูญเสียข้อมูลที่เป็น dynamic ไปและต้องการเข้ารหัสเป็นจำนวนมากทำให้เสียเวลาในการเข้ารหัส จากการทดลองในการรู้จำโดยการเข้ารหัสด้วยตัวรหัสลูกโซ่แปรทิศทางแล้วใช้ HMM ในการรู้จำ จากการทดลองรู้จำตัวอักษรลาวเห็นว่าวิธีนี้ใช้เวลานาน และให้ผลการรู้จำได้ไม่สูงเท่ากับวิธีการที่วิทยานิพนธ์นี้ได้นำเสนอ

### 5.3 ข้อเสนอแนะ

งานวิจัยนี้เป็นการทำการรู้จำลายมือเขียนตัวอักษรลาวแบบออนไลน์โดยใช้คุณลักษณะเด่นทางโครงสร้างแบบขีดหุ่นผู้วิจัยขอเสนอแนะดังนี้

ในงานวิจัยนี้ไม่ได้ทำการรู้จำตัวอักษรลาวทั้งหมดรวมทั้งตัวเลขลาว งานวิจัยนี้เป็นการทำการรู้จำเฉพาะแต่ตัวอักษรภาษาลาวที่เป็นพยัญชนะเดียว 27 ตัวเท่านั้น ซึ่งตัวอักษรลาวจำนวนหนึ่งเวลาเขียนจะต้องมีการยกปากกาในเวลาเขียนซึ่งไม่ได้ทำการวิจัยในที่นี้ เนื่องว่าในการรับ Input นั้นเป็นการเขียนที่ไม่ให้มีการยกปากกาในการดั่งนั้นที่ผ่านมาจึงไม่สามารถที่จะทำการรู้จำตัวอักษรที่มีสโตรกมากกว่าหนึ่งสโตรกได้ ดังนั้นในงานที่จะทำต่อไปจะต้องให้สามารถที่จะทำการรู้จำตัวอักษรที่มีหลายๆสโตรกได้และรู้จำตัวอักษรลาวได้ทั้งหมดพร้อมด้วยตัวเลขลาว

งานวิจัยนี้ทำการวิจัยในการหาคุณลักษณะเด่นของตัวอักษรลาวและผ่านการทดลองเราเห็นว่ายังได้จำนวนกลุ่มของจำนวนเชิงแมนต์ของตัวอักษรนั้นยังมีมากอยู่ถ้าสามารถหาวิธีทำให้กลุ่มจำนวนเชิงแมนต์ของตัวอักษรน้อยลงได้ก็จะเป็นผลดีและจะทำให้การประมวลผลเร็วขึ้นกว่านี้และอาจจะให้ผลการรู้จำที่สูงขึ้นกว่านี้

## เอกสารอ้างอิง

- [1]. H. Yuen, "A chain coding approach for real-time recognition of on-line handwritten characters" , ICASSP'96, Atlanta, USA, 1996, pp. 3426 - 3429.
- [2]. M. Okamoto, K. Yamamoto, "On-line Handwritten Character Recognition Method using Directional Features and Clockwise/Counterclockwise Direction Change Feature", Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition, Bangalore, India, 20 - 22 September, 1999, pp. 491-494.
- [3]. Xiaolin Li, Plamondon R., Parizeau M., "Model-base On-line Handwritten Digit Recognition" Pattern Recognition, 1998. Proceedings, Fourteenth International Conference on, vol. 2, 16-20 Aug. 1998, pp. 1134 -1136.
- [4]. Jeo, M. J. Lee, H. Joo, "A Combined Method on the Handwritten Character Recognition" Document Analysis and Recognition, 1995, Proceedings of the Third International Conference on , vol. 1 , 14-16 Aug. 1995 pp. 112 -115.
- [5]. A. Kawamura, K. Yura, T. Hayama and Y. Hidai. "On-line Recognition of Freely Handwritten Japanese Characters Using Directional Feature Densitied" IEEE, 1992.
- [6]. Y. Tonouchi, A. Kawamura, "An On-Line Japanese Character Recognition Method Using Length-Base Stroke Correspondence Algorithm" 4th International Conference Document Analysis and Recognition (ICDAR '97), Ulm, GERMANY, vol. 2, 18 - 20 August, 1997, pp. 633-636.
- [7]. Hirobumi Nishida, "Model-Based Shape Matching with Structural Feature Grouping" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 17, No. 3, March 1995, pp. 315-320.
- [8]. Andreas Kosmala, Gerhard Rigoll, Stephane Lavirotte, Loic Pottier "On-Line Handwritten Formula Recognition using Hidden Markov Model and Context Dependent Graph Grammars" Fifth International Conference on Document Analysis and Recognition, Bangalore, India, 20 - 22 September, 1999, pp. 107-110.
- [9]. X. Gao, L.W. Jin, J.X. Jin, J.C. H, "A New Stroke-Base Directional Feature Extraction Approach for Handwritten Chinese Character Recognition" IEEE, 2001.

- [10]. K. F. Chan and D.Y. Yeung "Elastic Structural Matching for On-line Handwritten Alphanumeric Character Recognition" Proc. 14<sup>th</sup> int'l Conf. Pattern Recognition, Brisbane Australia, vol. 2, Aug 1998, pp 1121-1123.
- [11]. K. F. Chan and D.Y. Yeung "Recognition On-line handwritten alphanumeric characters though flexible structural matching", Pattern Recognition vol. 32, 1999, pp. 1099-1114.
- [12]. M. W. Chen, M. H. Ng, "Recognition of Unconstrained Handwritten Numerals Using Crossing Feature" Fifth International Symposium on Signal Processing and its Application, ISSPA '99, Brisbane Australia, 22-25 August, 1999.
- [13]. A. Malaviya, L. Peters, "Fuzzy Feature Description of Handwriting Patterns", Pattern Recognition Journal, vol. 30, Number 10, 1997, pp. 1591-1604.
- [14]. Rejean Plamondon, Sargur N. Srihari, "On-Line and Off-Line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 22 No.1, January 2000, pp 63-84.
- [15]. C. Davidsion, "The Man (Alan kay) Who Made Computers Personal" New Scientist, Jun 1993, pp 32-35.
- [16]. S. H. Lee, H. K. Lee, and J. H. Kim, "Numeral Characters and Capital Letters Segmentation Recognition in Max Handwriting Context" Pro. Third Int'l Conf. Document Analysis and Recognition (ICDAR'95), Montreal, Aug, 1995, pp 878-881.
- [17]. Daijin Kim and Sung-Yung Bang, "A Handwritten Numeral Character Classification Using Tolerant Rough Set" IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.22, No.9, September 2000, pp. 923-937.
- [18]. B. Nikravan, R.M. Baul and K.F. Gill, "An Experimental Evaluation of Normalised Fourier Descriptor in the Identification of Simple Engineering Objects", Compute. Industrial, 13, 1989, pp. 37-47.
- [19] Bellegarda, E.J.; Bellegarda, J.R.; Kim, J.H.; "On-line handwritten character recognition using parallel neural networks", Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on , vol. 2, 19-22 April 1994, pp. 605 -608.



## ภาคผนวก

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



ภาคผนวก ข  
งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์

งานวิจัยที่ได้รับการตีพิมพ์ใน Proceedings of the Seventh IASTED International Conference on  
ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND SOFT COMPUTING. July 14-16, 2003 Banff, Canada



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้



Proceedings of the Seventh IASTED  
International Conference on



# ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND SOFT COMPUTING

Editor: Henry Leung

A Publication of The International Association of  
Science and Technology for Development - IASTED

July 14 – 16, 2003  
Banff, Canada

ISBN: 0-88986-367-9  
ISSN: 1482-7913

## ONLINE HANDWRITTEN FEATURE WITH PROPORTIONAL INVARIANT

Boontee Kruatrachue    Kritawan Siriboon    Watchara Chatwiriya    Khampheth Bounnady  
Computer Engineering Department Faculty of Engineering King Mongkut's Institute of Technology and Research Center for  
Communication and Information Technology  
[boontee@diamond.ce.kmitl.ac.th](mailto:boontee@diamond.ce.kmitl.ac.th)    [kritawan@diamond.ce.kmitl.ac.th](mailto:kritawan@diamond.ce.kmitl.ac.th)    [watch@diamond.ce.kmitl.ac.th](mailto:watch@diamond.ce.kmitl.ac.th)  
[phethp@yahoo.com](mailto:phethp@yahoo.com)

### Abstract

This paper proposed high level feature for online handwritten recognition. This feature must be high level enough so that the feature is not change when characters are written by different persons at different speed and different proportion (shorter or longer stroke, head, tail, loop, curve). In this high level feature, a character is divided in to sequence of curve segments where a segment start where curve change rotation (counter clockwise and clockwise). In each segment, following features are gathered cumulative change in direction of curve (- for clockwise), cumulative curve length, cumulative length of left to right, right to left, top to bottom and bottom to top ( cumulative change in X and Y axis of segment) This feature is simple yet robust for high accuracy recognition. The feature can be gather from parsing the original time sampling sequence X, Y point of the pen location without re-sampling. Experiments results show that the recognition rates are at 90.5 %.

### Key Words

handwritten feature, chain code, handwritten recognition

### 1. Introduction

A good handwritten recognition system depends on main two attributes, first selected feature gathering from a handwritten character, second the recognizers that trained to remember feature of each character in order to cluster and recognize each input character. There are many papers on handwritten system proposed various features such as chain code sequence, chain code histogram, height and width ratio, number of transition from black and white pixel [2,3]. Most of these features are gather in zone positions in order to make each character feature more distinct. A lot of these features have been used successfully and reported good recognition rate (> 95%). But all these good results depend on how recognition characters were written. For example, If a character is written very fast, its proportion changes and all the zone feature and height and width are not working. This is shown in Figure 1. When a character was written faster it tends to have larger head or some time no headed (depended on person). It also has longer tail. All these

variation destroy zone features.

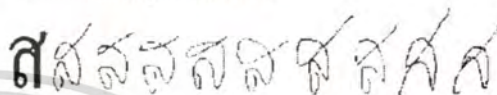


Figure 1. Variation of handwritten character with and without head, short and long tail.

This paper concentrate on the feature construction of an online isolated handwritten character. Theses feature must gather high level character feature that is not change whether a character is written fast or slow (speed and written person invariant). In order to construct feature high level enough to reduce the variation, the feature must have the following properties.

1. Rotation invariant. Many people write character differently ( even the same person at different written speed or different mood).
2. Proportion invariant. A character should have the same feature even if it is out of proportion (bigger or smaller head, shorter or longer tail or stroke, larger or smaller loop or curve).

The handwritten character set tested in this paper is Thai character set shown in Figure 2. Thai handwritten characters are usually written isolated with few connected cursively. All most all character can be written cursively without raised up pen (only one stroke). Although the tested character in this paper is Thai, the proposed feature can be used in English and other character also.



Figure 2. Example of Thai isolated handwritten characters.

The high-level character feature proposed in this paper is viewing a handwritten character as a sequence of curve segments. Each curve segment is characterized by its degree of curvature which is measure by the cumulative angle difference from all sampling points with in the segments. If the cumulative is minus, it is a clockwise curve. Since some character may consist of the same number of segments with the same curve (ex. one segment with clockwise curve) other features of segments are gather to distinguish these characters. This additional segment feature cumulative curve length, cumulative length of left to right, right to left, top to bottom and bottom to top (cumulative change in X and Y axis of segment in both direction increasing and decreasing).

Since the main top level feature is curvature, the character can even be written by 180 degree rotation and still have the same curvature. Unfortunately, some characters when written rotately will become other characters, hence additional feature that are less robust to rotation are added to distinguish them.

**2. Feature extraction**

The handwritten character input are the sequence of XY points of pen location captured by an electronic writing tablet sampling with the same timing interval (equi-time sampling). Since the degree of curvature is the feature of interested, there is no need to re-sampling the pen location to make equi-distance sampling. The angle between two sampling points is measure in 360 degree and mapping into chain code of 1 to 8.99 [1], as shown in Figure 3. Since the length of the points between two sampling point are not adjacent to each other the direction number is real number from 1 to 8.99 instead of integer 1 to 8.99 as in chain code (0.5 direction number for 22.5 degree). If a character is written with a loop as letter O with one whole rotation counter clockwise, this character will have the same curvature feature of plus 6 independent from starting location or number of points in the segments. As long as the loop is closed back to the starting point, the curvature feature is 6. The curvature feature of a segment is a summation of direction difference between adjacent points from the starting point to the last point in the segment as shown in Figure 3.

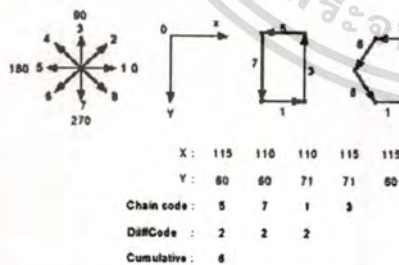


Figure 3. Mapping of 360 degree to 1-8.99 chain code and Calculation of Curvature feature.

A character may consist of more than one consecutive segments of different rotation. Consecutive segments of the same rotation (ex. both clockwise) is treated as one segment with one cumulative direction difference. Therefore, the points that separate a handwritten character into segments is a point where pen trace start to change rotation from clockwise to counter clockwise and vice versa. This point can be identified by monitor the change of sign of the difference at each point. Some researchers [1,] used the dominant point or point where the pen trace turn direction dramatically (commonly located at local maximum of direction difference). We find that number of dominant points varied due to writing style, while the change rotation points are more stable (generate less and consistent number of segment from the same shaped character).

In order to extract consistent number of segments, the change rotation point calculation from direction difference has to cancel noised as follow:

If direction difference around point i is  $diff[i]$ , the change rotation point is identified by

1:  $+(i-1) - (i) -(i+1) \rightarrow$  the change rotation point is at i.

2:  $+(i-1) - (i) +(i+1) \rightarrow$  the change rotation point is at i if  $abs(diff[i]) \gg 1$ . In case of  $diff[i] = diff[i-1]$  or  $-diff[i] = diff[i+1]$  point i is not a change rotation point.

The change from - to + is treated the same as + to -.

In some case the character consists of many small turn segments, all the segment with cumulative direction difference less than 0.5 is add to the adjacent segments to reduce variation due to very small turn. Jitter generated from writing tablet is canceled by delete segment with very small segment length (cumulative length between adjacent points with in the segment). The calculation of change rotation point and cumulative direction difference of segment is shown in Figure 4.

Index	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25
X	911	629	739	629	631	645	657	671	685	699	713	727	741	755	769	783	797	811	825	839	853	867	881	895	909
Y	378	388	344	344	347	358	369	381	392	404	416	428	440	452	464	476	488	500	512	524	536	548	560	572	584
Direction	6.28	7.70	5.00	2.26	1.74	1.19	7.28	2.10	1	3	3	3.10	3.10	3	3.25	3.17	3.08	3.12	3.20	3.28	3.36	3.44	3.52	3.60	3.68
Length	274	97	224	737	257	257	544	254	254	137	1	18	14	28	12	4	152	61	22	382	17	814	152	226	65
Dir#Code	2.24	1.27	6.77	3.10	6.89	465	0.52	4	1.62	2	8	0	1.82	2.02	2.02	0.25	1.82	0.75	3.02	3.25	0.48	8.18	1.58	2.2	
Sign	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ChangeDir																									
CumulativeDir																									
CumulativeLength																									

Segment	1	2	3	4
Cumulative direction diff	-5.07	3.87	-0.05	6.8
Cumulative Length(%)	33.44	11.19	19.12	36.25

Segment	1	2
Cumulative direction diff	-5.08	10.62
Cumulative Length(%)	33.44	66.66

Figure 4. Curvature feature calculation from XY sequence with small turn segment reduction.

เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า  
 ไม่ว่าจะกรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ตัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้

Some different characters may have the same curvature feature (with the same number of segments and cumulative direction difference). In order to distinguish them, the differences in the XY coordinate between adjacent points are calculated in both X and y axis. The summation of difference in X and Y axis in both direction (increasing and decreasing),  $X+, X-, Y+, Y-$  are used to characterize the curve. For example if the segment has only X+ and Y+ the segment is written from left to right and top to bottom. This summation of axis differences reduce the rotation robustness of curvature feature, but they are necessary to distinguish characters with the same curvature. The character and its summation axis differences is shown in Figure 5 and Figure 6.

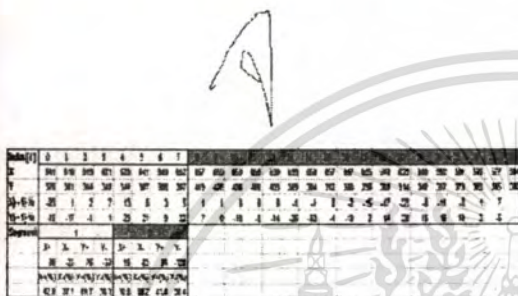


Figure 5. Calculation of the summation of axis differences.

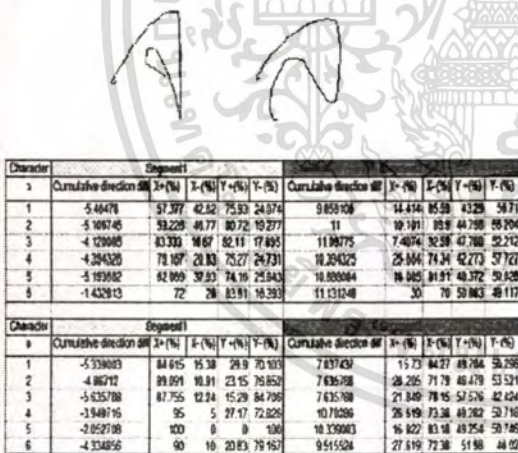


Figure 6. The use of summation axis differences to distinguish similar segments character.

**3. Recognition results**

Each character of the same letter is divided in to groups of the same number of segments. Each characters in a group are used to train neural networks which basically average

the curvature and summation axis differences feature. The trained characters set consists of 38 letters with the total of 3839 characters. The test characters are 5333 characters. The recognition is perform by locate the nearest distance among all the neural nodes. The node character with the closet distance is the recognition character. The number of correct characters recognition is 8300/9172 (90.5%).

**4. Conclusion**

The curvature and summation axis differences features have been proposed for isolated on-line handwritten recognition. The features is simple and robust for rotation and proportion invariant with high recognition rate.

**References**

[1] H. Yuen, A chain coding approach for real-time recognition of on-line handwritten characters, *ICASSP'96*, Atlanta, USA, 1996.  
 [2] S. R. Veltman and R. Prasad, Hidden Markov models applied to on-line isolated character recognition, *IEEE trans. Image Processing* Vol. 3, no. 3, May 1994, pp314-318.  
 [3] Y. H. Tay, P.M. Lallican, M. Khalid, C. Viard-Gaudin, S. Kneer, An offline cursive handwritten word recognition system, *Proceedings of IEEE Region 10 International Conference on Electrical and Electronic Technology*, TENCON 2001, Vol. 2, 2001, pp519 -524.

## ประวัติผู้เขียน

นายคำเฟ็ด บุญนะดี เกิดเมื่อวันที่ 28 พฤษภาคม 2520 ที่ หัวพัน ประเทศลาว สำเร็จ การศึกษาวิศวกรรมศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ จากสถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง ปีการศึกษา 2543 และ ในปีการศึกษา 2544 ได้เข้าศึกษาต่อในระดับ ปริญญาโท หลักสูตรวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ บัณฑิตวิทยาลัย สถาบันเทคโนโลยีพระจอมเกล้าเจ้าคุณทหารลาดกระบัง



เอกสารนี้เป็นเอกสารที่สงวนไว้สำหรับการใช้งานเพื่อการศึกษาเท่านั้น ไม่อนุญาตให้นำไปใช้ประโยชน์ด้านการค้า ไม่ว่ากรณีใดๆทั้งสิ้น อีกทั้งห้ามมิให้ดัดแปลงเนื้อหา และต้องอ้างอิงถึงเจ้าของเอกสารทุกครั้งที่มีการนำไปใช้